



UNIVERSIDAD DE CUENCA

Facultad de Ciencias Agropecuarias

Carrera de Ingeniería Agronómica

Estimación del grado de severidad causada por un incendio sobre una cobertura forestal en el sector de Irquis (Azuay), utilizando técnicas de teledetección

Tesis previa a la obtención del título de
Ingeniero Agrónomo

AUTOR:

Christian Paul Suquilanda Criollo

C.I: 0105679526

DIRECTOR:

Ing. Rosa Lucia Lupercio Novillo PhD.

C.I: 0102698693

CUENCA - ECUADOR

11 de mayo de 2020

RESUMEN

Los incendios forestales provocan la desaparición temporal de la vegetación. En la provincia de Azuay hasta octubre de 2018, se han registrado aproximadamente 1,339.4 hectáreas de cobertura vegetal quemada. En el presente trabajo, se estimó el grado de severidad causado por un incendio en la cubierta del bosque de pinos. Esto ocurrió el 24 de octubre de 2018 en la granja de la Universidad de Cuenca, Irquis Azuay. Se utilizaron imágenes de satélite Sentinel 2 (antes y después del incendio), se tomaron 55 ROI (30 zonas de entrenamiento y 25 zonas de validación). Se utilizó la clasificación, Máxima verosimilitud (ML) y Máquinas de vectores de soporte (SVM), pero solo se utilizó el segundo porque presentaba mejores resultados en su matriz de confusión e índice Kappa. Se calcularon tres índices para estimar la pérdida de la cubierta vegetal; el índice de vegetación diferencial normalizado (NDVI), el índice de grado de severidad (NBR) y su versión diferencial (dNBR). El incendio posterior al NDVI estableció que el 91,87% de la superficie contenía vegetación dispersa que no era vigorosa; el resto era suelo desnudo o vegetación muerta, reduciendo los tipos de clasificación que existían antes del incendio. El NBR pre y post fuego se realizó para obtener su diferencia dNBR, presentaba 4 niveles de severidad; El 66,07% de la superficie estaba intacta (sin quemar), 22,93% de quemaduras de baja gravedad, 10,07% de gravedad moderada baja y 0,93% de gravedad moderada alta. Los resultados de dNBR se contrastaron visualmente con una ortofoto obtenida con un dron por el departamento de geomática de la universidad, alcanzando 4,9 ha quemadas en comparación con 7,9 ha obtenidas por el otro método.

PALABRAS CLAVES: Cobertura vegetal. Imágenes satelitales. Matriz de confusión. Índice kappa. Índice vegetal.

ABSTRACT

Forest fires cause temporary disappearance of vegetation. In the province of Azuay until October 2018, approximately 1,339.4 hectares of burned plant cover have been registered. In the present work, the degree of severity caused by a fire on the pine forest cover was estimated. This occurred on October 24, 2018 on the farm of the University of Cuenca, Irquis Azuay. Sentinel 2 satellite images (pre and post fire) were used, 55 ROIs were taken (30 training zones and 25 validation zones). The classification methods, Maximum Likelihood (ML) and Support Vector Machines (SVM) were used, but only the second one was used because it presented better results in its confusion matrix and Kappa index. Three indices were calculated to estimate the loss of vegetation cover; the normalized differential vegetation index (NDVI), the degree of severity index (NBR) and its differential version (dNBR). The NDVI post fire established that 91,87% of the surface contained sparse vegetation that was not vigorous; the rest was bare soil or dead vegetation, reducing the types of classification that existed before the fire. The pre and post fire NBR was performed to obtain its dNBR difference, it presented 4 levels of severity; 66,07% of the surface was intact (unburned), 22,93% burns of low severity, 10,07% low moderate severity and 0,93% moderate high severity. The dNBR results were visually contrasted with an orthophoto obtained with a drone by the university's geometrics department, reaching 4,9 ha burned compared to 7,9 ha obtained by the other method.

KEY WORDS: Plant cover. Satellite images. Confusion matrix. Kappa index. Vegetation index.

INDICE GENERAL

1. INTRODUCCIÓN.....	13
2. OBJETIVOS	15
2.1 Objetivo general	15
2.2 Objetivos específicos	15
3. REVISIÓN DE LITERATURA.....	16
3.1 Cobertura forestal	16
3.2 Teledetección	17
3.2.1 Componentes de un sistema de teledetección	18
3.2.2 Ventajas de la observación espacial según Chuvieco (2008):	19
3.2.3 Principios físicos de la teledetección.....	20
3.2.4 Resoluciones de un sensor	22
3.2.5 Correcciones previas de las imágenes satelitales	23
3.3 Satélites de teledetección	24
3.3.1 Misión Sentinel.....	24
3.3.2 Sentinel 2	25
3.4 Clasificación de imágenes	27
3.5 Índices de Vegetación en Teledetección.....	30
3.5.1 Índice de Vegetación de Diferencia de Normalizada (NDVI).....	30
3.5.2 Índice de Calcinación Normalizada (NBR)	31
4. MATERIALES Y MÉTODOS.....	33
4.1 Materiales.....	33
4.2 Ubicación del área de estudio.....	35
4.3 Métodos	35
4.3.1 Metodología para el objetivo específico 1: “Obtener y realizar el pre procesamiento de imágenes satelitales de la zona afectada por el incendio, mediante técnicas de teledetección.”	36
4.3.2 Metodología para el objetivo específico 2: “Estimar los índices NDVI y NBR sobre imágenes satelitales, para evaluar la pérdida de cobertura vegetal y el grado de severidad provocado por el incendio.”	39
4.3.3 Metodología para el objetivo específico 3: “Validar los resultados obtenidos del estudio contrastando con la ortofoto de alta resolución existente de la zona afectada de la fecha del incendio.”	40
5. RESULTADOS.....	41



5.1 Pre procesamiento de las imágenes satelitales	41
5.2 Estimación de los índices NDVI y NBR sobre imágenes satelitales	45
5.3 Validación de los resultados imagen post incendio Sentinel 2 y Ortofoto	49
6. DISCUSIÓN.....	54
7. CONCLUSIONES.....	56
8. REFERENCIAS BIBLIOGRAFICAS	58
9. ANEXOS	65

LISTA DE TABLAS

Tabla 1. Bandas multiespectrales del satélite Sentinel 2.	26
Tabla 2. Clasificación de los valores de NDVI.....	31
Tabla 3. Nivel de severidad dNBR propuesto por USGS.	32
Tabla 4. Tipos de uso y cobertura del suelo de la provincia del Azuay.	34
Tabla 5. Valoración del Coeficiente Kappa.	36
Tabla 6. Metadatos de las imágenes descargadas Sentinel 2.	37
Tabla 7. Macro clase y clase presentes en las imágenes satelitales pre incendio y post incendio.	38
Tabla 8. Metadatos de la ortofoto generada post incendio.	40
Tabla 9. Metadatos de la ortofoto generada post incendio.	41
Tabla 10. Matriz de confusión de la clasificación pre incendio en píxeles.....	42
Tabla 11. Resultado de la matriz de confusión de la clasificación pre incendio: Precisión e Índice Kappa.	42
Tabla 12. Estimación del área ocupada por cobertura de la clasificación post incendio.	43
Tabla 13. Matriz de confusión de la clasificación post incendio en píxeles.	44
Tabla 14. Resultado de la matriz de confusión de la clasificación post incendio: Precisión e Índice Kappa.....	44
Tabla 15. Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI) pre incendio y post incendio.	45
Tabla 16. Porcentaje afectado según los niveles de severidad.....	49
Tabla 17. Matriz de confusión de la clasificación post incendio en píxeles de la ortofoto.	51
Tabla 18. Resultado de la matriz de confusión de la clasificación post incendio: Precisión e Índice Kappa (ortofoto).	51
Tabla 19. Estimación del área ocupada por cobertura en la ortofoto.	51
Tabla 20. Áreas afectadas, según los niveles de severidad dNBR.	52

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Esquema de un Sistema de teledetección.....	19
Figura 2. Representación gráfica del espectro electromagnético.	22
Figura 3. Corrección atmosférica de la imagen satelital Sentinel 2.	24
Figura 4. Mapa de ubicación de área de estudio.	35
Figura 5. Zonas de entrenamiento (ROIs) en las macro clases identificadas en la zona.....	38
Figura 6. Clasificación supervisada con el método support vector machines de la zona de estudio pre incendio.....	41
Figura 7. Clasificación supervisada con el método support vector machines de la zona de estudio Post incendio.	43
Figura 8. NDVI pre incendio (19 de octubre del 2018) y post incendio (23 de noviembre del 2018).....	46
Figura 9. NBR pre incendio (19 de octubre del 2018) y post incendio (23 de noviembre del 2018).....	47
Figura 10. Diferencia del índice de calcinación normalizada dNBR, a partir del índice NBR pre incendio y post incendio.....	48
Figura 11. Clasificación supervisada de la zona de estudio Post incendio de la ortofoto.	50
Figura 12. Comparación del dNBR de la imagen satelital Sentinel 2 y ortofoto, mediante fotointerpretación.	53

LISTA DE ANEXOS

Anexo 1. Mapa de clasificación supervisada pre incendio de la imagen satelital Sentinel 2 (19 de octubre de 2018).	65
Anexo 2. Mapa de clasificación supervisada post incendio de la imagen satelital Sentinel 2 (23 de noviembre de 2018).	66
Anexo 3. Mapa de Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI), pre incendio de la imagen satelital Sentinel 2 (19 de octubre de 2018).	67
Anexo 4. Mapa de Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI), post incendio de la imagen satelital Sentinel 2 (23 de noviembre del 2018).	68
Anexo 5. Mapa de Índice Normalizada de área quemada (NBR) pre incendio de la imagen satelital Sentinel 2 (19 de octubre del 2018).	69
Anexo 6. Mapa de Índice Normalizada de área quemada (NBR) post incendio de la imagen satelital Sentinel 2 (23 de noviembre del 2018).	70
Anexo 7. Mapa de diferencia del Índice Normalizada de área quemada (dNBR). ...	71
Anexo 8. Ortofoto generada post incendio (09 de noviembre de 2018).	72
Anexo 9. Licencia temporal del software ENVI 5.5.2.	73



ABREVIATURAS Y SIMBOLOGIA

BOA. Reflectividad Parte baja de la atmósfera

ESA. Agencia Espacial Europea

ML. Máxima verosimilitud

ROIs. Puntos de entrenamiento

SCP. Semi-Automatic Classification Plugin

SIG. Sistema de Información Geográfica

SVM. Support Vector Machines

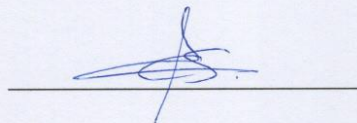
TOA. Reflectancia en el techo de la atmósfera

Cláusula de licencia y autorización para publicación en el Repositorio Institucional

Christian Paul Suquilanda Criollo en calidad de autor y titular de los derechos morales y patrimoniales del trabajo de titulación "Estimación del grado de severidad causada por un incendio sobre una cobertura forestal en el sector de Irquis (Azuay), utilizando técnicas de teledetección", de conformidad con el Art. 114 del CÓDIGO ORGÁNICO DE LA ECONOMÍA SOCIAL DE LOS CONOCIMIENTOS, CREATIVIDAD E INNOVACIÓN reconozco a favor de la Universidad de Cuenca una licencia gratuita, intransferible y no exclusiva para el uso no comercial de la obra, con fines estrictamente académicos.

Asimismo, autorizo a la Universidad de Cuenca para que realice la publicación de este trabajo de titulación en el repositorio institucional, de conformidad a lo dispuesto en el Art. 144 de la Ley Orgánica de Educación Superior.

Cuenca, 11 de mayo de 2020



Christian Paul Suquilanda Criollo

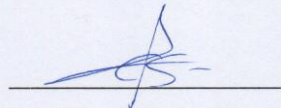
C.I: 0105679526



Cláusula de Propiedad Intelectual

Christian Paul Suquilanda Criollo, autor del trabajo de titulación "Estimación del grado de severidad causada por un incendio sobre una cobertura forestal en el sector de Irquis (Azuay), utilizando técnicas de teledetección", certifico que todas las ideas, opiniones y contenidos expuestos en la presente investigación son de exclusiva responsabilidad de su autor.

Cuenca, 11 de mayo de 2020



Christian Paul Suquilanda Criollo

C.I: 0105679526



AGRADECIMIENTOS

Muchas veces como estudiante llegan momentos de frustraciones, pero depende de uno mismo para superar los problemas y con el apoyo en el campo académico como son los docentes quienes nos ayudan a seguir adelante, una de ellas es la Ing. Lucía Lupercio a quien agradezco ya que fue ella la que me brindó su apoyo y tiempo para lograr culminar con mi trabajo de titulación, además a todos los profesores que me encontré en el camino de la vida universitaria quienes me brindaron sus conocimientos. Por último, agradezco a la Universidad de Cuenca porque fue quien me abrió las puertas para seguir estudiado y formarme como profesional.

Christian Suquilanda



DEDICATORIA

Dedico este trabajo a toda mi familia, en especial a mi madre Margarita Criollo ya que ella es y será un pilar fundamental en mi vida, es la persona que me enseñó valores, la que siempre me apoya en todo y que sin su ayuda no podría haber llegado tan lejos.

Christian

1. INTRODUCCIÓN

Los bosques y los árboles son importantes para la vida por que cuentan con una diversidad de bienes y servicios necesarios a favor de la población (FAO, 2018). Entre los cuales podemos encontrar que purifican el aire, regulan de la temperatura y la humedad equilibrando el clima, proporcionan alimento, medicina, refugio y son esenciales en los ciclos de producción y distribución del agua (CONAFOR, 2010).

La Secretaria de Gestión de Riesgos, (2018), menciona que, los bosques son susceptibles a incendios forestales lo cual, presenta daños económicos y ambientales. Estos problemas son cada vez más recurrentes a nivel mundial y particularmente en la provincia del Azuay.

En un análisis realizado por la Secretaría de Gestión de Riesgos, (2017), se determina que, los incendios forestales mayores o iguales a 2 hectáreas han ocasionado en el Ecuador la pérdida de 13.403,78 hectáreas de cobertura vegetal, de la cual, en la provincia del Azuay se registró 1.523,28 hectáreas quemadas. Además, para el 2018 la pérdida a nivel del país fue de 13.452,6 hectáreas de cobertura vegetal y a nivel del Azuay se estimó 1.339,4 hectáreas quemadas. En el último trimestre del 2018 se registró a nivel rural (Azuay), un aproximado de 583,6 hectáreas de vegetación destruidas por los incendios forestales (Secretaría de Gestión de Riesgos, 2018).

A pesar de una disminución parcial de cobertura vegetal quemada a nivel de provincia, a nivel nacional, existe un incremento de la perdida de cobertura vegetal provocado por los incendios forestales, lo que ha llevado en los últimos años a buscar proyectos que ayuden a reducir el impacto producido por dicho fenómeno.

A pesar de contar con estas cifras de los incendios forestales, estas no detallan el grado de severidad provocado por el incendio (Castillo, Garfias, Julio, & Gonzalez, 2012). Además que, los incendios forestales comprenden amplias superficies, el uso de la teledetección ha permitido una mejor observación de la zona afectada, no sólo para su evaluación sino también para los procesos de recuperación post incendio (Delegido, J.; Pezzola, A.; Casella, A.; Winschel, C.; Urrego, E.; Jimenez, J.; Soria, G.; Sobrino, J.; Moreno, 2018).

La disponibilidad de información espacial de libre acceso ha convertido a la teledetección en una herramienta importante para monitorear el comportamiento secuencial de la superficie terrestre, mediante el uso de imágenes satelitales y ortofotos (Quillupangui, 2019). Ante esto, Guerrero, Pineda, Palà, & Corbera, (2017) describen que el uso de imágenes satelitales Sentinel 2, son un gran avance para la observación de la Tierra, debido a que proporciona un significativo incremento en resolución espacial, espectral y temporal, en comparación a la resolución de otros satélites.

Por otra parte, el uso de imágenes obtenidas por vehículos aéreos no tripulados (drones), permiten contar con ortofotos de alta resolución espacial (Chávez, García, Pérez, & Carreño, 2013). De allí que, resulta importante realizar investigaciones con el uso de imágenes satelitales y ortofotos, para así obtener datos fiables, actualizados y detallados, de tal forma que faciliten el monitoreo y permitan cuantificar los daños ocasionados, con el fin de buscar soluciones para lograr la regeneración del ecosistema.

2. OBJETIVOS

2.1 Objetivo general

Estimar el grado de severidad causado por un incendio sobre una cobertura forestal de pino, del 24 de octubre del 2018 en la granja de la Universidad de Cuenca, sector Irquis (Azuay), mediante técnicas de teledetección, para facilitar la toma de decisiones post incendio.

2.2 Objetivos específicos

- Obtener y realizar el pre procesamiento de imágenes satelitales de la zona afectada por el incendio, mediante técnicas de teledetección.
- Estimar los índices NDVI y NBR sobre imágenes satelitales, para evaluar la pérdida de cobertura vegetal y el grado de severidad provocado por el incendio.
- Validar los resultados obtenidos del estudio contrastándolos con la ortofoto de alta resolución existente de la zona afectada de la fecha del incendio.

3. REVISIÓN DE LITERATURA

3.1 Cobertura forestal

Una cobertura forestal es una superficie sobre la tierra que se extiende por más de 0,5 hectáreas dotada de árboles de una altura superior a 5 metros y una cubierta de dosel superior al 10 % (FAO, 2010). Las zonas forestales son importantes para la vida, son parte fundamental en los ciclos de producción y distribución del agua, purifican el aire, regulan la temperatura y la humedad, equilibrando el clima (Aguirre, 2015). Además proporcionan alimento, medicina, refugio y son fuente de materia prima en muchas actividades humanas (CONAFOR, 2010).

En el Ecuador existe una gran riqueza y diversidad de ecosistemas, desde glaciares volcánicos hasta bosques húmedos tropicales, por lo que se considera un país megadiverso (Barrantes, Chaves, & Vinuela, 2010). Los ecosistemas boscosos han significado para el ser humano una fuente importante de prestación de bienes y servicios, lo que ha provocado una deforestación y degradación elevada, debido al aprovechamiento de especies forestales de alto valor comercial a través del mecanismo de tala selectiva (Mongrovejo, 2017). La madera cultivada constituye un valioso recurso natural renovable, abastece y mantiene la industria forestal del país, estas plantaciones pueden producir más madera por unidad de superficie sin que sea necesario sacrificar árboles de bosque natural (Quirós, Chinchilla, & Gómez, 2005).

Según un informe del MAE 2010 citado por (Lopez & Muñoz, 2017), indica que de las pocas plantaciones existentes, un 80% de la materia prima utilizada es proveniente de plantaciones forestales, principalmente teca, laurel, pino, entre otros. Durante el periodo 2011-2014, el MAE por intermedio de programas de aprovechamiento forestal, aprobó la extracción de un total 14'190.416 de metros cúbicos de madera, de los

cuales solo el 58,1% tuvieron origen de plantaciones forestales, el resto de bosques nativos, sistemas agroforestales entre otro (Mongrovejo, 2017).

La introducción de pino al Ecuador, se realizó en el año 1960 mediante un proyecto forestal para la producción de madera. Desde entonces se ha venido sembrando como una alternativa de reforestación (Mancheno, 2011).

Las clases de cobertura vegetal presentes en la zona sur de la provincia del Azuay, son espacios de bosque, arbustos y páramo con vegetación nativa (bosques de *Polylepis*, pajonales, cuerpos de agua natural, matorrales de bosque chaparro), plantaciones forestales (*Pinus sp.*) (PDOT, 2015).

(Mendieta, 2017), menciona que, en el Ecuador existen dos especies de pino (*Pinus radiata* y *Pinus patula*). *Pinus radiata* se encuentra abarcando extensas áreas, esta especie es más resistente a las sequias, pero no resiste vientos fuertes ni neblinas como el *Pinus patula*, el cual se encuentra en suelos superficiales y pedregosos como en las provincias del Azuay, Loja y Cañar (Novillo, 2016).

3.2 Teledetección

La teledetección es una técnica que permite adquirir imágenes de la superficie terrestre desde unos sensores aéreos o espaciales, asumiendo que entre el suelo y el sensor existe una interacción energética. Esta se da por reflexión de la energía solar o de un haz energético artificial, por emisión propia del sensor (Chuvienco, 2008).

La teledetección es una técnica ampliamente utilizada en diversos estudios medioambientales, de monitoreo, entre ellos dedicado a la cobertura de suelo, inventario de cultivos, predicción de cosechas, inventario forestal y de pastizales (Chuvienco, 2008; Pérez & García, 2013).

Todos los elementos de la naturaleza cuentan con una firma espectral, es por eso que la teledetección estudia las variaciones espectrales, espaciales y temporales de las ondas electromagnéticas. Las cámaras fotográficas, láseres, radares, son aparatos que generan imágenes mediante el análisis de la radiación que es emitida por los objetos de la superficie terrestres en diferentes longitudes de onda (Romero, 2006).

Es por eso que, en los últimos años se ha venido utilizando la teledetección para el estudio de incendios forestales y para los procesos de recuperación post fuego (de la Puente, 2017), el incendio forestal es la propagación no controlada del fuego sobre la vegetación, lleva a un impacto ambiental como la desaparición temporal de la cubierta vegetal, ya que el suelo queda desprovisto de vegetación y es susceptible a la erosión. Además puede suponer la pérdida de la fauna silvestre propia de bosques cerrados, el cambio de bosque cerrado hacia hábitats abiertos permite la llegada de nuevas especies incrementando la biodiversidad (Plana, Font, & Serra, 2016).

El comportamiento de un incendio puede variar según los factores climáticos que intervengan, como la humedad, lluvia, temperatura o topográficos (pendiente) y la orientación, provocando que la severidad sea variable (Guerrero et al., 2017).

3.2.1 Componentes de un sistema de teledetección

Según Olaya, (2014), describe a los componentes de un sistema de teledetección de la siguiente manera:

- Fuente de energía (A): Puede ser de origen natural o artificial. La radiación emitida por dicha fuente llega al terreno y sufre una perturbación causada por los elementos de este, siendo esta perturbación el objeto de estudio de la teledetección.

- Cubierta terrestre (B): Interaccionan con la radiación.
- Sistema de sensor (D): Es por donde se desplaza la radiación, tanto desde la fuente hasta el objeto como desde el objeto hasta el receptor. La atmósfera también interactúa con la radiación, introduciendo igualmente perturbaciones en ella.
- Sistema de recepción: Recoge la radiación, una vez esta ha sido perturbada o emitida por los objetos. El receptor va a generar como producto final una imagen (en términos de un SIG, una capa ráster), en cuyas celdas o píxeles se va a contener un valor que indica la intensidad de la radiación, estos valores son enteros y indican el nivel de dicha radiación, conocida como niveles digitales valores entre 1 y 256.

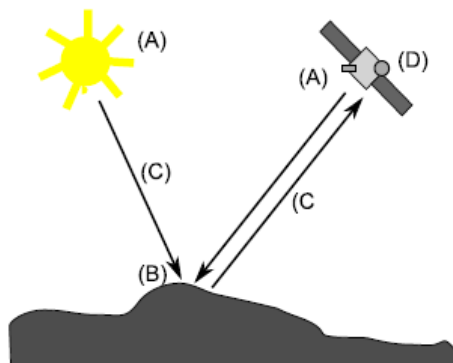


Figura 1. Esquema de un Sistema de teledetección.
Fuente: (Olaya, 2014)

3.2.2 Ventajas de la observación espacial según Chuvieco (2008):

- Cobertura global: ofrece una fuente homogénea (mismo sensor y plataforma para todos los países), cubre todo el territorio facilitando así datos de todo el planeta.
- Perspectiva panorámica: La altura permite detectar grandes espacios proporcionando una visión más amplia de los hechos geográficos.

- Información sobre regiones no visibles del espectro: Facilita imágenes sobre tipo de energía que no son accesibles al ojo humano o a la fotografía convencional, (infrarrojo medio y térmico o las microondas), estas bandas del espectro proporcionan información para estudios medioambientales.
- Cobertura repetitiva: Permite adquirir imágenes repetitivas de toda la tierra, en condiciones comparables de observación, lo que resulta idóneo para abordar estudios multi temporales (seguimiento de la deforestación).
- Transmisión inmediata: La mayor parte de los sistemas de teledetección graban las imágenes en formato digital, lo que permite transmitir las a las estaciones terrestres en tiempo real.
- Formato digital: Agiliza el proceso de interpretación, permite generar modelos cuantitativos e integrar los resultados con otro tipo de información geográfica. Este enfoque integrado permite una evaluación más real del paisaje, al considerar los principales elementos espaciales que lo conforman.

3.2.3 Principios físicos de la teledetección

Según Castro, (1999), se puede encontrar principios físicos como la radiación electromagnética, conformada por longitudes de onda compuestas por dos vectores: uno magnético y otro eléctrico, Pérez & Muñoz, (2006), menciona que, estos vectores se desplazan a una velocidad dada y con una determinada frecuencia, formando un campo de energía continuo.

El espectro electromagnético es el flujo de energía en forma de ondas electromagnéticas, puede ser de origen natural o artificial y es el conjunto de todas las frecuencias (número de ciclos de la onda por unidad de tiempo) posibles a las que se

produce radiación electromagnética (Martínez & Fernández, 2004). En términos de longitud se ha demostrado que se extiende desde angstroms hasta kilómetros (Luque, 2012).

Según Chuvieco, (2008), es conveniente destacar una serie de regiones del espectro son muy utilizadas para teledetección ambiental:

- Espectro visible (0.4 a 0.7 μm), es la única radiación electro magnética que puede apreciar el ojo humano, dentro de esta se suele dividir en 3 bandas correspondiente a los colores principales: rojo, verde y azul (RGB).
- Infrarrojo cercano (0.7 a 1.3 μm), es de suma importancia por su capacidad para discriminar masas vegetales y concentraciones de humedad.
- El infrarrojo onda corta SWIR (1.3 a 2.5 μm), es una región idónea para estimar el contenido de humedad en la vegetación. La segunda banda denominada infrarrojo medio (3 a 5 μm), es determinante para la detección de focos de alta temperatura (incendios o volcanes activos).
- Infrarrojo lejano (8 a 14 μm), incluye la porción emisiva del espectro terrestre, en donde se detecta el calor proveniente de la mayor parte de las cubiertas terrestres.
- Microondas (mayor a 1mm), son de gran interés debido a que, la cubierta nubosa es transparente a este tipo de energía, como se representa en la figura 2.

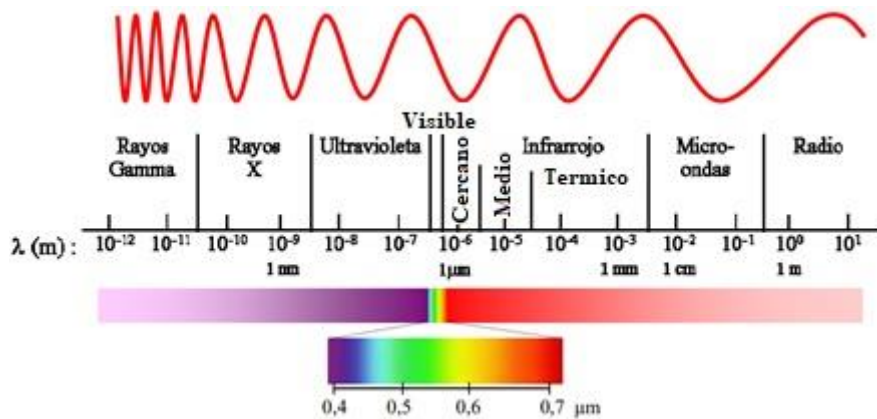


Figura 2. Representación gráfica del espectro electromagnético.
Fuente: (Hernández & Montaner, 2009)

3.2.4 Resoluciones de un sensor

Cuando se trabaja con información de imágenes captadas por radiómetros o radares, se habla de resolución, como una habilidad para registrar y discriminar información de detalle, la resolución implica considerar la calidad de la información aportada por los 4 tipos de resolución (Sobrino, 2000). Los tipos de resolución del sistema sensor que describe Olaya, (2014), son los siguientes:

- Resolución Espacial: Indica la dimensión del objeto más pequeño que puede distinguirse en la imagen, es decir, la dimensión real que tiene un píxel de la imagen sobre el terreno. También está en función de la capacidad resolutoria del sensor y las características de la plataforma tales como la altura a la que se sitúa.
- Resolución Espectral: La región del espectro y el número de bandas, son los que definen la resolución espectral; esta resolución será elevada si el número de bandas es alto. En función del número de bandas, las imágenes pueden clasificarse en: blanco y negro (una banda) y a color (tres bandas)
- Resolución Radiométrica: Capacidad para detectar variaciones en la radiación espectral que recibe, indicada por los niveles de gris recogidos. Cuanto mayor

sea la precisión radiométrica mejor será la interpretación. El nivel de grises de una imagen está definido por la siguiente ecuación: $2^n = \text{Número de niveles de Grises}$, siendo n el número de bits en una imagen.

- Resolución Temporal: Indica el tiempo que tarda el sensor en volver a tomar una imagen de una misma zona.

3.2.5 Correcciones previas de las imágenes satelitales

Para la corrección atmosférica, los sensores de los satélites capturan información de la cubierta terrestre la cual es obtenida a partir de la intensidad de la radiación, misma que emite el sol (Aguilar, Mora, & Vargas, 2015). La radiación que emite el sol, atraviesa la atmósfera terrestre y experimenta una distorsión debido a la absorción y reflectancia que tiene esta al chocar con las partículas, gases atmosféricos y objetos terrestres. Esto provoca una dispersión y una parte de la radiación regresa hacia la atmosfera adicionando nuevas distorsiones hasta que los sensores de las plataformas satelitales lo capten (Pellat, 2017).

Según Aguilar et al., (2015), la corrección atmosférica busca recuperar la radiancia específica del objeto en estudio, obtenida a partir de la señal recibida por el sensor. En su trabajo Brown, Petropoulos, & Ferentinos, (2018), utiliza la correcciones atmosféricas para lograr la reflectancia de la superficie del fondo de la atmósfera (BOA) para los productos Sentinel-2 Nivel 1C, produciendo un producto Nivel 2A listo para el análisis.

La corrección radiométrica según Brizuela, Aguirre, & Velasco, (2007), es la restauración de pixeles perdidos provocados por los ruidos en la señal de la imagen y a la falta de calibración de los sensores, esto provoca distorsión en la señal y errores

en los valores de los píxeles de las imágenes, este es otro paso previo para el análisis de las imágenes satelitales (figura 3).



Figura 3. Corrección atmosférica de la imagen satelital Sentinel 2.

Fuente: El autor

3.3 Satélites de teledetección

La actividad espacial ha iniciado la NASA (National Aeronautics and Space Administration) y el Departamento de Interior de los Estados Unidos, desarrollaron el programa de observación ERTS (Earth Resources Technology Satellites), conocido como LANDSAT, resultando ser uno de los más fructíferos. Desde entonces se han puesto en órbita numerosos satélites de aplicación específica a la Teledetección, entre ellos se encuentra Ikonos, Quickbird, Spot, Noaa y Sentinel, entre otros, los más utilizados en aplicaciones de incendios son las imágenes proporcionadas por los satélites Landsat y Sentinel 2 (Labrador, Évora, & Arbelo, 2012).

3.3.1 Misión Sentinel

La Agencia Espacial Europea (ESA) cuenta con una misión espacial llamada Sentinel, esta misión atiende a las necesidades del programa Copérnico, este es encargado de observar la Tierra y proporcionar información actualizada y precisa, el objetivo de Sentinel es reemplazar las misiones de observación de la Tierra que actualmente

están en la etapa final de su vida útil y continuar proporcionando información que garantice la seguridad de las personas (ESA, 2019a).

La misión Sentinel cuenta en la actualidad con cinco misiones, cada una se centra en diferentes aspectos al momento de observar la Tierra, cada misión lleva consigo diferente tipo de tecnología como como radar e instrumentos de imágenes multiespectrales que ayudan al monitoreo terrestre, atmosférico y oceánico. Cada misión de Sentinel se basa en una constelación de dos satélites para obtener así información actualizada y de fácil acceso (ESA, 2019b).

Los diferentes satélites de la misión Sentinel proporcionan información única como Sentinel 1, ayuda a la observación de la Tierra en cualquier condición meteorológica, puede ser de día o de noche, Sentinel 2, proporciona imágenes ópticas de alta resolución, sirve para el monitoreo de la superficie terrestre (vegetación, el suelo y las áreas costeras), otros satélites como Sentinel 3, sirve para la observación marina (topografía de la superficie del mar, la temperatura de la superficie del mar y la tierra, el color del océano y la tierra), Sentinel 4, para el monitoreo de la calidad del aire, finalmente el satélite Sentinel 5 sirve para el monitoreo continuo de la composición de la atmósfera de la Tierra (calidad del aire) (ESA, 2019b).

3.3.2 Sentinel 2

La misión Sentinel 2 consta de dos satélites en la misma órbita helio sincrónica a un desfase de 180°, Sentinel 2A se lanzó el 23 de junio de 2015 y Sentinel 2B el 7 de marzo de 2017, con una separación de 180° para una cobertura óptima, juntos cubren toda la superficie terrestre. Cuenta con una cámara multiespectral de alta resolución espacial de 10m, 20m y 60m con un ancho de franja de 290 km (ESA, 2019c). Además la misión Sentinel 2 presenta un tiempo de revisión frecuentes cada cinco días

(Drusch, M.; Del Bello, U.; Colin, O.; Fernández, V.; Gascon, F.; Hoersch, B.; Isola, C.; Laberinti, P.; Martimort, P.; Meygret & Spoto, F.; Sy, O.; Marchese, F.; Bargellini, 2012).

En la tabla 1 se presenta las 13 bandas espectrales que cuenta el satélite Sentinel 2 para lograr una nueva perspectiva de la tierra y la vegetación.

Tabla 1. Bandas multiespectrales del satélite Sentinel 2.

Bandas SENTINEL 2	Resolución espacial (m)	Resolución espectral (nm)
banda 1 – Aerosol	60	443
banda 2 – Azul	10	490
banda 3 – Verde	10	560
banda 4 – Rojo	10	665
banda 5 - Infrarrojo cercano	20	705
banda 6 - Infrarrojo cercano	20	740
banda 7 - Infrarrojo cercano	20	783
banda 8 – NIR	10	842
banda 8a - Infrarrojo cercano	20	865
banda 9 - Vapor de agua	60	940
banda 10 – Cirrus	60	1375
banda 11 - Infrarrojo lejano - SWIR	20	1610
banda 12 - Infrarrojo lejano - SWIR	20	2190

Fuente: (ESA, 2019c)

Elaboración: El autor

Las imágenes satelitales Sentinel 2, se puede usar para mapear los cambios en la cobertura de la tierra, monitorear los bosques, ayuda a gestionar la seguridad alimentaria. Sus imágenes se pueden utilizar para determinar diversos índices de plantas, como la clorofila del área foliar, cubierta de la hoja, el índice del área foliar y los índices de contenido de agua. También proporciona información sobre la contaminación en lagos y aguas costeras, sobre prácticas agrícolas y forestales, además para el control de desastres, las operaciones de socorro humanitario, el mapeo de riesgos y los problemas de seguridad (ESA, 2019c; Rubio, Vega, Lavado, & Villar, 2018).

Sentinel 2 ha sido utilizado en varios trabajos de monitoreo y estudio de incendios forestales. Por ejemplo en el estudio de Delegido et al., (2018) utilizan Landsat 8 y Sentinel 2 para estimar el grado de severidad de un incendio y observaron que los resultados mejoran cuando utilizan las imágenes de Sentinel 2, de igual manera Guerrero et al., (2017), estiman el grado de severidad de un incendio en Catalunya mediante Sentinel 2 y los resultados comparan con trabajo de campo. Chung, Jung, & Kim, (2019), también utilizan imágenes de Sentinel 2A Y 2B para evaluar la factibilidad de usar las imágenes multitemporales para el estudio de cambio de regiones después de un incendio forestal. Estos autores concluyen que, el uso de las imágenes satelitales Sentinel 2 son importantes debido a que cuentan con libre acceso, además de un incremento significativo en la resolución espacial y temporal. Por lo que, facilita su uso para el estudio de incendios forestales.

3.4 Clasificación de imágenes

Según Olaya, (2014), la clasificación es básica en el tratamiento de imágenes, convierte una serie de capas en otra única con información categórica, además evalúa a qué tipo de clase es más similar un punto dado, es por eso que toma los valores de todas las variables y las utiliza para calcular el grado de similitud entre la clase presente en el punto.

La clasificación de imágenes puede ser de dos tipos: no supervisada y supervisada

- La Clasificación no supervisada: no requiere del operador, solo se debe especificar el número de clases en las que desea dividir la imagen ya que es el propio algoritmo quien las agrupa los píxeles similares basándose en la firma espectral (Murillo, 2018).
- La Clasificación supervisada: Requiere del operador para definir las clases con sus respectivas firmas espectrales, además se requiere de un conocimiento previo de la

zona, ya que se define mediante el operador las áreas de entrenamiento, estas deben ser lo más representativas posibles (Acosta, 2017).

Existen varios algoritmos de clasificación supervisada, entre ellos está la clasificación por paralelepípedos, mínima distancia, máxima verosimilitud, Maquinas de Soporte Vectorial, entre otros.

Clasificación por paralelepípedos: Es rápido y fácil de realizar, crea regiones por cada clase, pueden existir elementos que no puedan ser clasificados, del mismo modo pueden existir un solapamiento de los paralelepípedos, un pixel puede caer dentro de más de un paralelepípedo o darse el caso de que no caiga en ninguno (Ordoñez & Serna, 2015).

Clasificación por mínima distancia: En este caso se emplea únicamente la media de cada clase, toma como parámetro la distancia que hay entre un píxel y la media de cada clase, todos los elementos pueden ser clasificados ya que siempre existe uno más cercano. Esto es una desventaja del método, ya que puede hacer asignaciones incorrectas (Ordoñez & Serna, 2015).

Clasificación por Máxima Verosimilitud: Maximum Likelihood (ML), mide la probabilidad basándose en la media y en la desviación estándar de cada clase, asumiendo que el nivel de gris para cada clase presenta una distribución normal y con los resultados estimar a que clase corresponde el pixel, la clase con una mayor probabilidad es aquella a la que se asigna el elemento (Espinoza & Ortiz, 2009).

Clasificación por Máquinas de Soporte Vectorial: Support Vector Machines (SVM), es una técnica para minimizar el riesgo estructural, ha sido introducida como una herramienta poderosa para resolver problemas de clasificación (Betancourt, 2005). El SVM pertenece a la categoría de los clasificadores lineales, debido a que inducen

separadores lineales o hiperplanos, ya sea en el espacio original de los ejemplos de entrada, si éstos son separables o casi separables (ruido), o en un espacio transformado (espacio de características), si los ejemplos no son separables linealmente en el espacio original (Carmona, 2016). El SVM radica en la minimización del denominado riesgo estructural, seleccionando un hiperplano de separación de los ejemplos más cercanos de cada clase, consiguiendo de esta forma un margen máximo a cada lado del hiperplano. Además, al momento de definir el hiperplano, sólo se consideran los ejemplos de entrenamiento de cada clase que se encuentran justo en el límite de los márgenes conocidos como vectores soporte (Carmona, 2016).

Los métodos de clasificación supervisada son muy utilizados en proyectos de investigación, como es el caso de incendios forestales, es por eso que (Chen, Moriya, Sakai, Koyama, & Cao, 2016), en su trabajo de investigación con imágenes Landsat, utiliza el clasificador de máxima verosimilitud (ML) y otros clasificadores como distancia mínima, paralelepípedo y ángulo espectral, sin embargo las precisiones no fueron significativas en comparación con el primer clasificador utilizado para el mapeo del área forestal quemada.

(Petropoulos, Kontoes, & Keramitsoglou, 2012), también aplicó en las imágenes Landsat la clasificación de imágenes supervisada utilizando las metodologías de Máxima Verosimilitud (ML), Máquinas de Soporte Vectorial (SVM), para la cobertura de suelo y así extraer el área quemada, mientras que (Colson, Petropoulos, & Ferentinos, 2018), muestran la utilidad de clasificador Support Vector Machines (SVM) en Sentinel mejorando la clasificación.

3.5 Índices de Vegetación en Teledetección

Los índices de vegetación son parámetros que vienen a partir de los valores de reflectividad de las longitudes de onda, extrae la información relacionada a la vegetación y minimiza la influencia de otros factores como las propiedades ópticas del suelo, radiación solar y perturbaciones atmosféricas (Sobrino, 2000; Gilabert, Gonzales, & García, 1997).

3.5.1 Índice de Vegetación de Diferencia de Normalizada (NDVI)

El Índice de Vegetación de Diferencia de Normalizada (NDVI por sus siglas en inglés), es el índice más frecuente usado para extraer propiedades biofísicas de la vegetación (Pérez & Muñoz, 2006). Según Sobrino, (2000), este índice es utilizado en aplicaciones agronómicas, este índice toma valores de -1.0 a +1.0, donde los valores negativos indican superficies sin vegetación, mientras que los valores con tendencia a ser positivo indican vegetación con mayor vigorosidad.

El cálculo para el NDVI se basa en la siguiente formula propuesto por (Rouse, Haas, Schell, & Deering, 1973).

$$NDVI = \frac{IR - R}{IR + R}$$

Donde: **R** = Reflectancia del rojo

IR = Reflectancia del infrarrojo cercano

El índice de vegetación de diferencia normalizada puede clasificarse en clases según (López, Martínez, & Fernández, 2015; icgc, 2020), proponen unos valores para la clasificación, se determinan en la tabla 2.

Tabla 2. Clasificación de los valores de NDVI.

Valor	Clasificación
< 0	Agua o cubiertas artificiales
0 – 0.2	Suelo desnudo o vegetación muerta
0,2 - 0,4	Vegetación ligera o poco vigorosa
0,4 a 0,6	Vegetación abundante
> 0,6	Vegetación densa

Fuente: (López, Martínez, & Fernández, 2015; icgc, 2020)

Elaboración: El autor

3.5.2 Índice de Calcinación Normalizada (NBR)

El índice de calcinación normalizada (NBR por sus siglas en ingles), aporta información sobre el área quemada que nos permitirá analizar la severidad que sufre una zona mediante las bandas multiespectrales. Este índice (NBR), se calcula mediante la siguiente ecuación (Potter, 2013).

$$NBR = \frac{IR - SWIR}{IR + SWIR}$$

Donde

IR = Reflectancia del infrarrojo cercano

SWIR = Reflectancia del infrarrojo de onda corta

Después del NBR, se calcula su diferencia (dNBR), esto permite determinar el grado de severidad después de un incendio (tabla 3), el dNBR se obtiene mediante la siguiente formula (UNOOSA, 2020).

$$dNBR = NRB \text{ pre incendio} - NBR \text{ post incendio}$$

Tabla 3. Nivel de severidad dNBR propuesto por USGS.

Rango ΔNBR	Nivel de severidad
< -0,25	Alto recrecimiento post fuego
-0,25 a -0,1	Bajo recrecimiento post fuego
-0,1 a 0,1	Sin quemar
0,1 a 0,27	Quemadura de baja severidad
0,27 a 0,44	Gravedad moderada - baja
0,44 a 0,66	Gravedad moderada - Alta
> 0,66	Quemadura Alta severidad

Fuente: (UNOOSA, 2020).

Elaboración: El autor

Los índices NDVI y el NBR han sido utilizados en varios trabajos para estimar la severidad de los incendios. Según (Guerrero et al., 2017), utilizaron el NDVI y el NBR para determinar el límite de la superficie afectada y han podido comprobar que el análisis de incendios mediante imágenes Sentinel 2 se puede realizar con éxito, ya que mejora la calidad de la información temporal y espacial.

García, Paula.; Suárez, Susana.; Fernández, José.; Fernández, Víctor.; Fernández, Alfonso.; Quintano, Carmen.; Taboada, Angela.; Marcos & Calvo, (2019), realizaron una comparación entre Sentinel 2 y Landsat 8, en donde, evaluaron la vegetación y la quemadura del suelo, obtuvieron como resultado que Sentinel-2, con la resolución espacial más alta, mejoró ligeramente el rendimiento frente a Landsat 8. Además, Huang et al., (2016), descubrieron que para detectar áreas quemadas utilizando el sensor Sentinel 2, la banda NIR estrecha (B8a) y la banda SWIR más larga (B12) son las más adecuadas. También Delegido et al., (2018), utilizó las mismas bandas B8a y B12 de Sentinel-2 para obtener el NBR, lo cual demostró una alta correlación entre los valores de severidad presenciados en campo y en las imágenes.

4. MATERIALES Y MÉTODOS

4.1 Materiales

Los materiales que se utilizaron en la presente investigación fueron: Imágenes satelitales Sentinel 2 pre incendio y post incendio, además la ortofoto post incendio generada por el departamento de geomática de la facultad de Ciencias Agropecuarias de la Universidad de Cuenca. También se utilizó un ordenador portátil el cual cuenta con el software libre QGIS 3.4.8 “Madeira” y el software ENVI 5.5.2 con licencia temporal, con la ayuda de los programas se aplicó las técnicas de teledetección sobre las imágenes satelitales, para luego realizar su respectiva comparación con la ortofoto.

Para identificar el tipo de cobertura existente en la zona de estudio se utilizó una leyenda de cobertura vegetal y uso de suelo (tabla 4), según los niveles expuestos por Tenesaca, Quindi, Delgado, Toledo, & Delgado, (2017). Para el mapa de cobertura vegetal y uso de suelo a escala 1:5000 de la provincia del Azuay, la leyenda fue definida en base a la información del proyecto de mapa de cobertura y uso de la tierra del Ecuador a escala 1:100000 generada por el MAE – MAGAP en el 2015.

Tabla 4. Tipos de uso y cobertura del suelo de la provincia del Azuay.

TIPOS DE USO Y COBERTURA DEL SUELO DE LA PROVINCIA DEL AZUAY			
CÓD.	NIVEL I	NIVEL II	NIVEL III
1	BOSQUE	Bosque nativo	Bosque nativo
		Plantación forestal	Plantación forestal de eucalipto
			Plantación forestal de pino
			Plantación forestal de eucalipto / pino
			Asociación forestal
2	VEGETACION ARBUSTIVA Y HERBÁCEA	Vegetación arbustiva (chaparro)	Vegetación arbustiva (chaparro)
		Vegetación herbácea	Vegetación herbácea
		Paramo	Pajonal
			Almohadilla o humedal
3	TIERRA AGROPECUARIA	Cultivos	Suelo cultivado
		Pastizales	Suelo arado
			Pasto con manejo
4	AGUA	Cuerpos de agua	Pasto degradado
			Lago o laguna
			Reservorio
		Cursos de agua	Embalse
			Ríos
5	ERIAL	Afloramiento rocoso	Quebradas
		Áreas sin cobertura vegetal	Canal de riego
			Totora
6	ZONAS ANTROPICAS	Vegetación lacustre	Lechuguin
		Afloramiento rocoso	Afloramiento rocoso
		Área poblada	Suelos erosionados
			Suelos descubiertos
7	OTRAS COBERTURAS	Vías	Área poblada
		Infraestructura	Vías
			Senderos
8	SIN INFORMACION	Área quemada	Estructuras diversas
		Cubierta humo	Área quemada
		Nubes	Cubierta humo
		Sombra	Nubes
		Sin información	Sombra

Fuente: (Tenesaca et al.,2017)

4.2 Ubicación del área de estudio

El área de estudio está ubicada en la provincia del Azuay, cantón Cuenca, parroquia Victoria del Portete, sector Irquis, predio de la Universidad de Cuenca (Granja Irquis) (Ver figura 4).

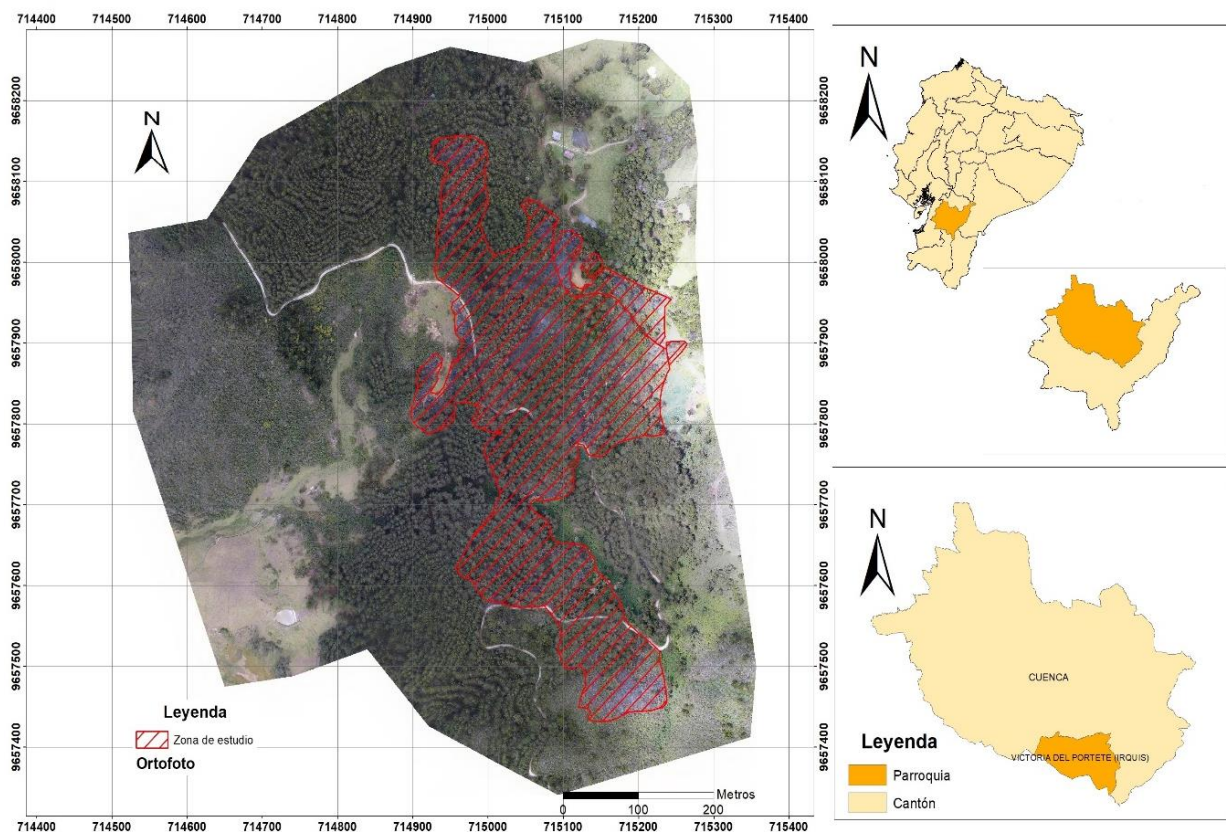


Figura 4. Mapa de ubicación de área de estudio.

Fuente: Laboratorio de geomática.

4.3 Métodos

En la presente investigación se utilizó una metodología descriptiva, debido a que no cuenta con variables dependientes para obtener resultados, además su objetivo es evaluar la severidad causada por un incendio mediante la observación, descripción y cuantificación de la zona afectada.

Para la validación de los resultados obtenidos en el estudio, se realizó una matriz de confusión, la cual es un modelo que sirve para evaluar el desempeño de un algoritmo de clasificación y establecer la precisión (Olaya, 2014). Las imágenes post incendio y pre incendio permitieron analizar los cambios de la zona, para esto se utilizó el índice Kappa, el cual sirve para reflejar la concordancia del observador (fiabilidad de los resultados del algoritmo), En la tabla 5 se observa los valores del coeficiente Kappa entre 0 y 1. Más cercano a 1, mayor es el grado de concordancia, más cercano a 0, mayor es el grado de discordancia (Cerdeira & Villarroel Del P, 2008).

Tabla 5. Valoración del Coeficiente Kappa.

Coeficiente Kappa	Fuerza de concordancia
0	Pobre
0,01 - 0,20	Leve
0,21 - 0,40	Aceptable
0,41 - 0,60	Moderada
0,61 - 0,80	Considerable
0,81 - 1,00	Casi perfecta

Fuente: (Landis & Koch, 1977)

Elaboración: El autor

4.3.1 Metodología para el objetivo específico 1: “Obtener y realizar el pre procesamiento de imágenes satelitales de la zona afectada por el incendio, mediante técnicas de teledetección.”

Siguiendo la metodología propuesta por Key & Benson, (2006), se utilizó 2 imágenes satelitales pre- incendio y post- incendio. Dichas imágenes fueron de la misión Sentinel 2 las cuales son de libre acceso, estas fueron obtenidas y descargadas de la plataforma Copernicus Open Acces Hub facilitada por la ESA.

La fecha de incendio fue el 24 de octubre 2018, por lo tanto y según se observa en la tabla 6, las imágenes descargadas fueron 2 pre incendio y post incendio. Además,

estas imágenes llevan un nivel de procesamiento L1C, esto significa que las imágenes cuentan con las correcciones radiométrica y geométricas, siendo referida como “Reflectancia en el Techo de la Atmosfera” (TOA).

Tabla 6. Metadatos de las imágenes descargadas Sentinel 2.

METADATOS						
Imagen	Plataforma	Nivel	Formato	Nubosidad	Fecha	Hora
1	Sentinel-2A	MSIL1C	JPEG2000	80%	19/10/2018	15:36
2	Sentinel-2B	MSIL1C	JPEG2000	29%	23/11/2018	15:36

Elaboración: El autor

Para subir el nivel de procesamiento de las imágenes satelitales (L1C) a un nivel (L2A) “Bottom of Atmosphere” (BOA), se utilizó el software libre QGIS 3.4.8, el cual cuenta con la herramienta Semi-Automatic Classification Plugin 6.3.0 (SCP) desarrollada por (Congedo, 2017), esta herramienta tiene la opción de aplicar la corrección atmosférica mediante el método de sustracción de objetos oscuros (DOS) propuesto por Chavez, (1988). Aplicada las correcciones a las dos imágenes satelitales Sentinel 2, se procedió a realizar un corte para facilitar la visualización de la zona en estudio.

Con las imágenes corregidas atmosféricamente, se realizó el proceso de clasificación supervisada. En primer lugar, se estableció zonas de entrenamiento (ROIs) para definir clases y macro clases presentes en la zona de estudio (tabla 7). Para crear los ROIs se amplió la zona de estudio para lograr identificar de mejor manera las macro clases de cobertura vegetal existente y lograr una mejor clasificación de la zona deseada. En las diferentes macro clases se dibujó un polígono como zonas de entrenamiento (figura 5). Se colocaron en cada imagen un total de 55 zonas (30 zonas de entrenamiento y 25 zonas de validación), los cuales se usaron para la clasificación supervisada con los métodos de máxima verosimilitud y el support vector machines.

Tabla 7. Macro clase y clase presentes en las imágenes satelitales pre incendio y post incendio.

Pre incendio		Post incendio	
Macro clase	Clase	Macro clase	Clase
Bosque	Plantación forestal de pino	Bosque	Plantación forestal de pino
Vegetación arbustiva	Vegetación arbustiva (chaparro)	Vegetación arbustiva	Vegetación arbustiva (chaparro)
Tierra agropecuaria	Pasto	Tierra agropecuaria	Pasto
Erial	Área sin cobertura vegetal	Erial	Área sin cobertura vegetal
Zonas antrópicas	Vías	Zonas antrópicas	Vías
-	-	Otras coberturas	Área quemada

Fuente: El autor

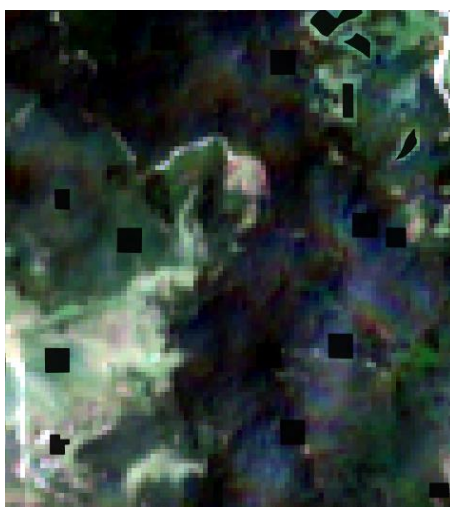


Figura 5. Zonas de entrenamiento (ROIs) en las macro clases identificadas en la zona.

Fuente: El autor

Después de haber realizado los ROIs (zonas de entrenamientos y zonas de validación), en el software libre QGIS 3.4.8 se procedió a realizar la clasificación supervisada con el método de máxima verosimilitud. Mientras que en el software ENVI 5.5.2 con licencia temporal se realizó la clasificación con el método support vector

machines. Terminada las clasificaciones supervisadas, en la imagen post incendio se procedió a delimitar visualmente el área quemada con la ayuda de un archivo shape tipo polígono, tanto la clasificación realizada en el software ENVI 5.5.2 y en el software QGIS 3.4.8 se les aplicó la precisión post procesamiento de las imágenes satelitales, obteniendo de los dos métodos más utilizados en clasificación supervisada una matriz de confusión con su índice kappa para cada imagen.

4.3.2 Metodología para el objetivo específico 2: “Estimar los índices NDVI y NBR sobre imágenes satelitales, para evaluar la pérdida de cobertura vegetal y el grado de severidad provocado por el incendio.”

Las imágenes satelitales Sentinel 2 cuentan con 13 bandas espectrales con 10 m, 20 m y 60 m por píxel; las bandas utilizadas para el análisis de los dos índices fueron tres (b04, b08 y b12). De acuerdo a la metodología propuesta por Key & Benson, (2006), se utilizaron dos imágenes satelitales (pre incendio y post incendio).

Para obtener el NDVI, se obtuvo a partir de las bandas espectrales del rojo y del infrarrojo cercano, este índice constituye una buena medida de la cantidad y el vigor de la vegetación (actividad fotosintética). En las imágenes satelitales se utilizó las bandas b04 (665nm) y b08 (842nm), con la ayuda de QGIS y la herramienta calculadora ráster se realizó una división, (la diferencia de reflectancias de las bandas b08 y b04, entre la suma de las mismas), $[(ref_banda08 - ref_banda04) / (ref_banda08 + ref_banda04)]$, para obtener el NDVI pre incendio y post incendio.

Para el cálculo del índice NBR se utilizó las bandas infrarrojo cercano e infrarrojo de onda corta, (banda b8 (842nm) y b12 (2190nm)) siguiendo el método propuesto por Key & Benson, (2006), se calculó el NBR de la imagen satelital (pre incendio y post

incendio), en donde se realizó una división para cada imagen (diferencia de la reflectancia de las bandas b08 y b12, entre la suma de las mismas) $[(ref_banda08 - ref_banda12)/(ref_banda08 + ref_banda12)]$, obteniendo así el NBR pre incendio y post incendio.

Luego de esto se obtuvo un dNBR realizando una resta del NBRpre incendio y el NBRpost incendio ($dNBR = [NBR_{pre} - NBR_{post}]$), esto determinó los cambios en la superficie que ha cambiado tras el incendio.

4.3.3 Metodología para el objetivo específico 3: “Validar los resultados obtenidos del estudio contrastando con la ortofoto de alta resolución existente de la zona afectada de la fecha del incendio.”

Para la validación de los resultados, se utilizó una ortofoto multiespectral de tres bandas roja, verde y azul de alta resolución (pixel 0.07m), según se observa en la tabla 8, la ortofoto fue generada post incendio y al igual que en las imágenes satelitales se estableció ROIs para definir clases y macro clases presentes en la zona de estudio con la misma cantidad de 55 zonas (30 zonas de entrenamiento y 25 zonas de validación).

Estos puntos se utilizaron para realizar la clasificación supervisada con el método de máxima verosimilitud en el QGIS 3.4.8, logrando identificar los tipos de cobertura vegetal para intentar comparar los resultados obtenidos del procesamiento de las imágenes Sentinel 2, con los resultados obtenidos de la ortofoto.

Tabla 8. Metadatos de la ortofoto generada post incendio.

METADATO		
Imagen	Formato	Fecha
ortofoto	ECW	9/11/2018

Elaboración: El autor

5. RESULTADOS

5.1 Pre procesamiento de las imágenes satelitales

Como resultado del post procesamiento, en la tabla 9 se observa que la clasificación supervisada support vector machines presentó mejores resultados que la clasificación máxima verosimilitud, en la figura 6 se aprecia la clasificación que se obtuvo con el método support vector machines pre incendio, mapa de clasificación (anexo1).

Tabla 9. Clasificación supervisada mediante método máxima verosimilitud y support vector machine.

Imagen	Máxima Verosimilitud		Support Vector Machines	
	Precisión (%)	Índice Kappa	Precisión (%)	Índice Kappa
Pre incendio	77,28	0,64	80,57	0,71
Post incendio	78,49	0,67	82,65	0,77

Elaboración: El autor

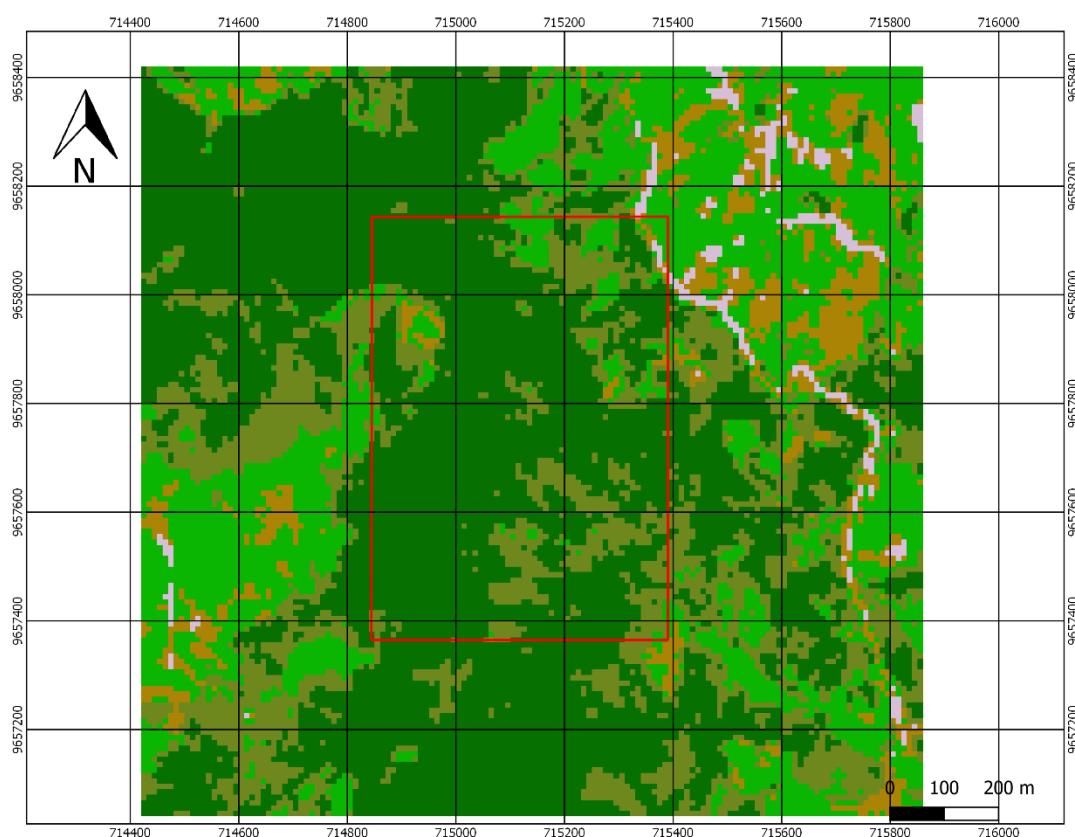


Figura 6. Clasificación supervisada con el método support vector machines de la zona de estudio pre incendio.

Fuente: El autor

Con la clasificación supervisada que se obtuvo con el método del support vector machines, se realizó la respectiva matriz de confusión con las clases de cobertura vegetal encontradas en la zona (tabla 10), se logró obtener una precisión de 80,57% y una fiabilidad, con un índice Kappa de 0,71 (tabla 11).

Tabla 10. Matriz de confusión de la clasificación pre incendio en pixeles.

MATRIZ DE CONFUSIÓN						
Referencia Clasificación	Bosque (pino)	Vegetación arbustiva (chaparro)	Pasto	Área sin cobertura vegetal	Vías	Total
Bosque (pino)	8626	844	10	0	9	9489
Vegetación arbustiva (chaparro)	1231	2551	190	91	33	4096
Pasto	103	220	3394	835	68	4620
Área sin cobertura vegetal	0	0	29	1114	191	1334
Vías	0	0	4	3	326	333
Total	9960	3615	3627	2043	627	19872

Fuente: El autor

Tabla 11. Resultado de la matriz de confusión de la clasificación pre incendio:
Precisión e Índice Kappa.

Clase	Precisión del productor (%)	Precisión del usuario (%)	Coefficiente Kappa
Bosque	86,60	90,05	0,81
Vegetación arbustiva (Chaparro)	70,57	62,28	0,53
Pasto	93,57	73,46	0,67
Área sin cobertura vegetal	54,52	83,51	0,81
Vías	51,99	97,90	0,97
Precisión total (%) = 80,57			
Kappa de la clasificación = 0,71			

Fuente: El autor

Post incendio

En el mapa de post incendio (anexo 2) de la imagen satelital, se observa la clasificación supervisada con su respectiva descripción, en la (figura 7), se aprecia que, en la zona de estudio, el 62,92% de superficie es área quemada, 29,45%

pertenece a bosque de pino, 5,73% a vegetación arbustiva (chaparro), mientras que el porcentaje restante está conformado por área sin cobertura, pasto y vías (tabla 12).

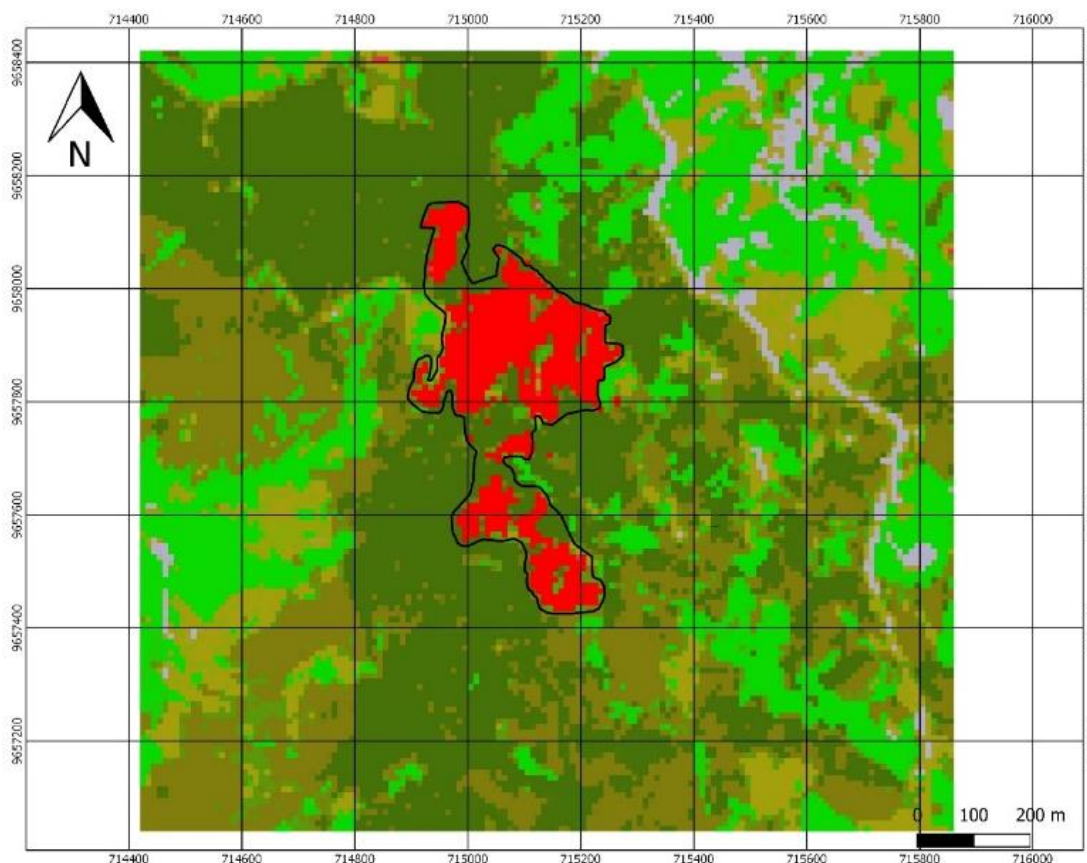


Figura 7. Clasificación supervisada con el método support vector machines de la zona de estudio Post incendio.

Fuente: El autor

Tabla 12. Estimación del área ocupada por cobertura de la clasificación post incendio.

Clase	Porcentaje (%)	Área (Ha)
Bosque	29,45	3,56
Vegetación arbustiva (chaparro)	5,73	0,79
Pasto	0,08	0,14
Área sin cobertura vegetal	1,79	0,21
Vías	0,03	0,07
Área quemada	62,92	7,9
TOTAL, DE AREA AFECTADA		12,67

Fuente: El autor

Con la clasificación de las zonas de entrenamiento y las zonas de validación, se realizó entre ellos la respectiva matriz de confusión con las clases de cobertura vegetal encontradas en la zona (tabla 13), se logró obtener una precisión de 82,65% y una fiabilidad, con un índice Kappa de 0,77 (tabla 14).

Tabla 13. Matriz de confusión de la clasificación post incendio en pixeles.

MATRIZ DE CONFUSION							
Referencia Clasificación	Bosque (pino)	Vegetación arbustiva (chaparro)	Pasto	Área sin cobertura vegetal	Vías	Área quemada	Total
Bosque (pino)	6039	194	30	0	0	1	6264
Vegetación arbustiva (chaparro)	343	4237	697	0	0	1	5278
Pasto	0	0	3353	290	82	0	3725
Área sin cobertura vegetal	48	794	359	1516	47	27	2791
Vías	11	14	43	221	449	1	739
Área quemada	150	95	0	0	0	830	1075
Total	6591	5334	4482	2027	578	860	19872

Fuente: El autor

Tabla 14. Resultado de la matriz de confusión de la clasificación post incendio:
Precisión e Índice Kappa.

Clase	Precisión del productor (%)	Precisión del usuario (%)	Coeficiente Kappa
Bosque	96,40	91,62	0,87
Vegetación arbustiva (chaparro)	80,27	79,43	0,71
Pasto	90,01	74,81	0,68
Área sin cobertura vegetal	54,31	74,71	0,7
Vías	60,75	77,68	0,76
Área quemada	77,20	96,51	0,96
		Precisión total (%) = 82,65	Kappa de la clasificación = 0,77

Fuente: El autor

5.2 Estimación de los índices NDVI y NBR sobre imágenes satelitales

En el mapa (NDVI) de la imagen satelital pre incendio (anexo 3), se logró observar un cambio de vegetación frente al mapa (NDVI) de la imagen satelital post incendio (anexo 4). En la tabla 15 y figura 8, se puede observar que, la actividad fotosintética pre incendio (19 de octubre del 2018), se encuentra con un valor de NDVI de >0 y <0.6 , es decir con un rango de clasificación de suelo desnudo o vegetación muerta hasta una abundante vegetación.

El 21,91% corresponde a una clasificación de suelo desnudo y vegetación muerta, actividad fotosintética nula, el 69,68% a una vegetación dispersa y poco vigorosa, el 8,41% a una vegetación abundante. La actividad fotosintética de la zona de estudio corresponde principalmente a una cobertura de bosque de pino y un pequeño porcentaje de otras coberturas existentes (vegetación arbustiva y tierra agropecuaria). La imagen post incendio (23 de noviembre del 2018), el 91,87% de la zona de estudio presenta una vegetación dispersa y poco vigorosa, el porcentaje restante presentó un suelo desnudo con vegetación muerta actividad fotosintética nula, esto se debe a la calcinación de las hojas.

Tabla 15. Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI) pre incendio y post incendio.

NDVI	NDVI pre incendio		NDVI post incendio	
	Porcentaje área afectada (%)	Área afectada	Porcentaje área afectada (%)	Área afectada
Suelo desnudo o vegetación muerta	21,91	2,55	91,87	10,7
Vegetación dispersa poco vigorosa	69,68	8,13	8,13	1,97
Vegetación abundante	8,41	1,99		
TOTAL	100	12,67	100	12,67

Fuente: El autor

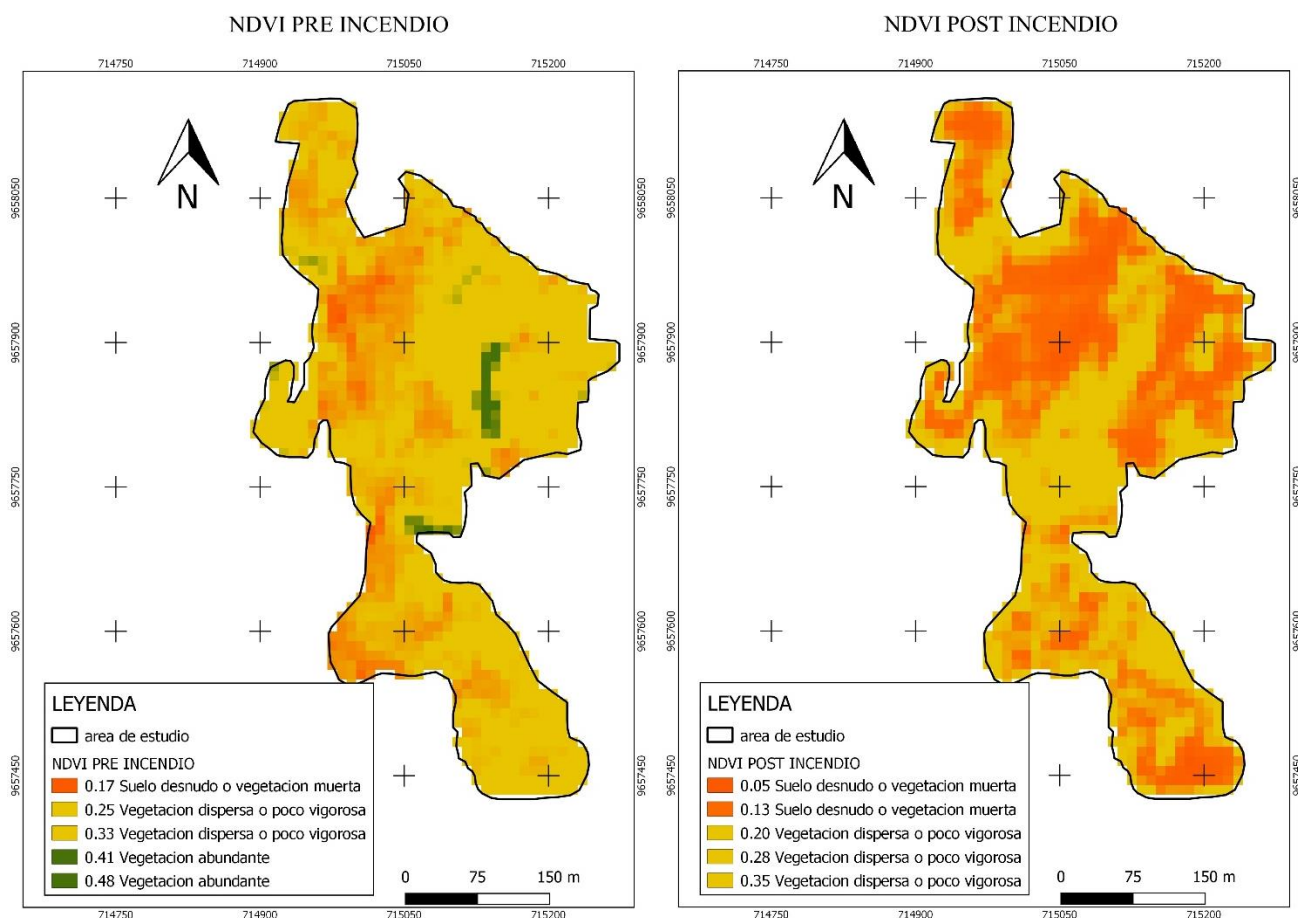


Figura 8. NDVI pre incendio (19 de octubre del 2018) y post incendio (23 de noviembre del 2018)

Fuente: El autor

El grado de severidad fue evaluado tras la obtención del índice NBR (figura 9), de los mapas pre incendio (anexo 5), post incendio (anexo 6), este se utilizó para obtener la diferencia (dNBR) (figura 10), donde se puede apreciar que existen niveles de sin quemar, quemadura de baja severidad, gravedad moderada baja y alta respectivamente. Se puede observar en la tabla 16 que, el 66,07% corresponde a un nivel de severidad sin quemar, el 22,93% de la zona ha sufrido una quemadura de baja severidad, mientras que el 10,07% cuenta con una severidad gravedad moderada baja y el 0,93% con una severidad de gravedad moderada alta, principalmente cobertura de bosque de pino.

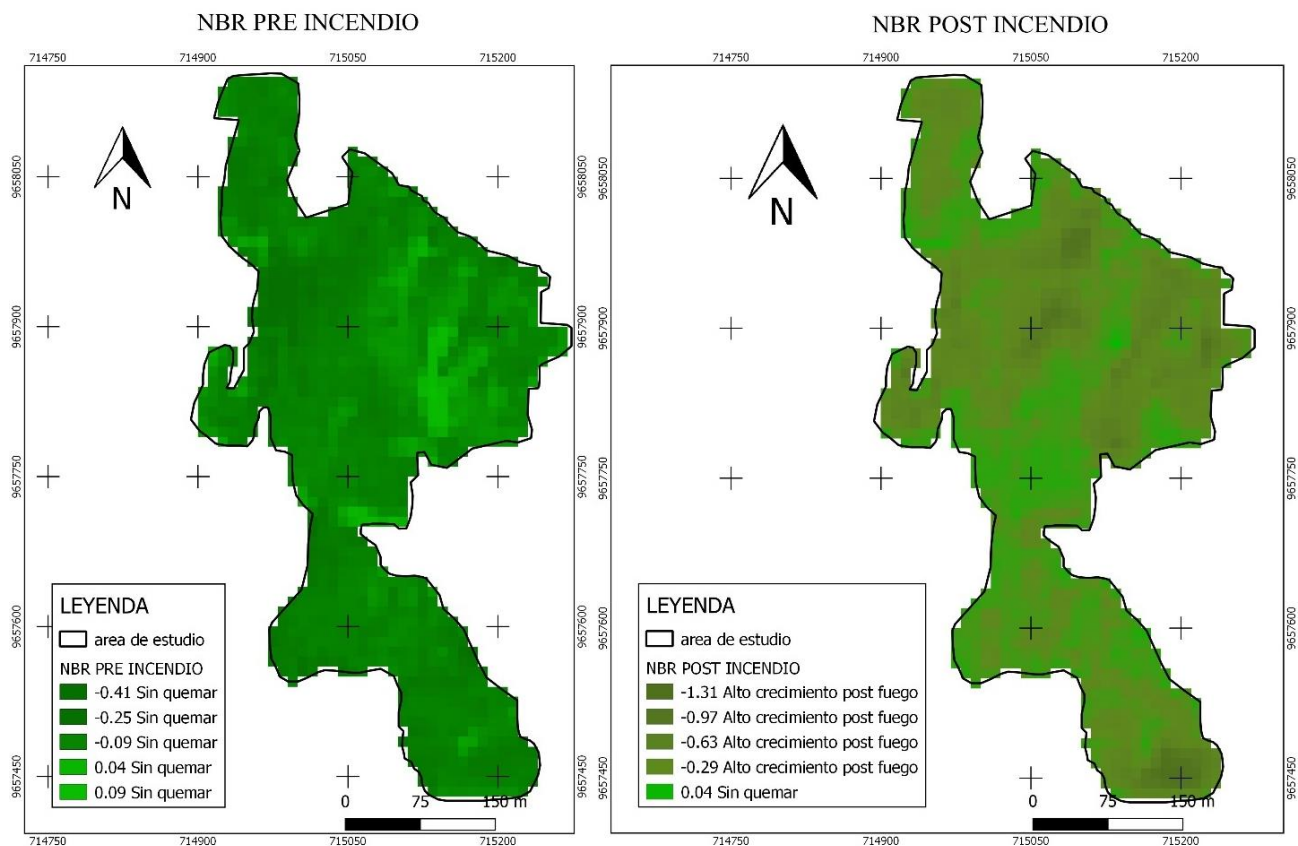


Figura 9. NBR pre incendio (19 de octubre del 2018) y post incendio (23 de noviembre del 2018)

Fuente: El autor

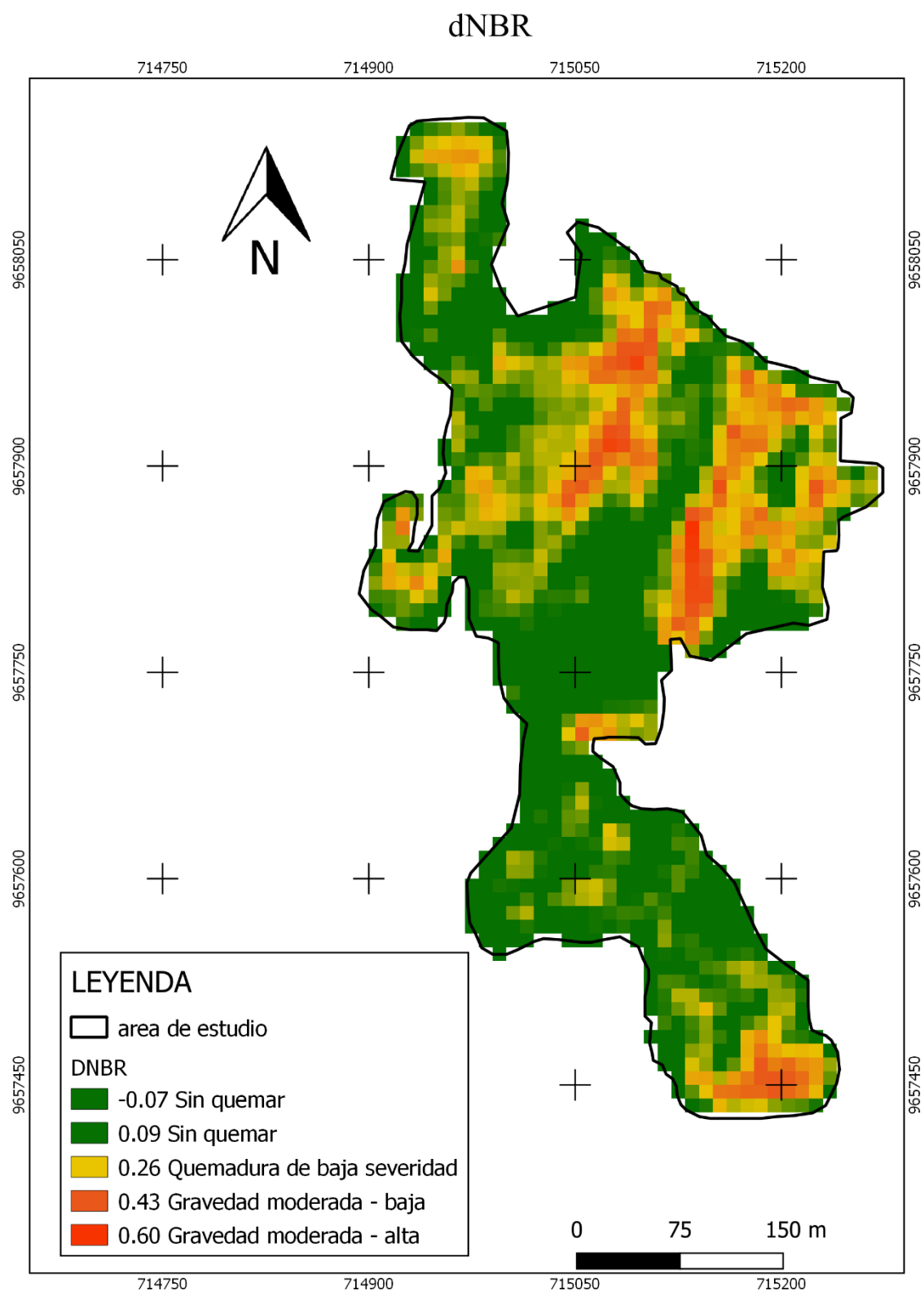


Figura 10. Diferencia del índice de calcinación normalizada dNBR, a partir del índice NBR pre incendio y post incendio.

Fuente: El autor

Tabla 16. Porcentaje afectado según los niveles de severidad.

Niveles de severidad	Porcentaje de área afectada (%)
Sin quemar	66,07
Quemadura baja severidad	22,93
Gravedad moderada baja	10,07
Gravedad moderada alta	0,93
TOTAL	100

Fuente: El autor

5.3 Validación de los resultados imagen post incendio Sentinel 2 y Ortofoto

La severidad del incendio no se pudo comparar con la imagen satelital post incendio, debido a que la ortofoto no presenta las características necesarias para realizar un cálculo de NBR (no tiene bandas NIR y SWIR), por lo que se utilizó el dNBR de la imagen satelital post incendio y solo la clasificación de máxima verosimilitud en la ortofoto, debido a que el software ENVI 5.5.2 presentó problemas para realizar el método de clasificación support vector machines en la ortofoto (Ver figura 11).

En la ortofoto se estimó el área ocupada por cada cobertura vegetal, con la ayuda de la matriz de confusión (tabla 17) y el coeficiente kappa (tabla 18), se comparó con los resultados de la imagen satelital post incendio, en donde nos dio que el área afectada por el incendio es de 12,67 hectáreas (tabla 12), frente a las 11,74 hectáreas obtenidos en la ortofoto de alta resolución con una diferencia de 0.93 hectáreas (tabla 19), en donde el área quemada obtenida por la imagen satelital post incendio es de 7,9 hectáreas (tabla 12), en la ortofoto es de 4,94 hectáreas (tabla 19).

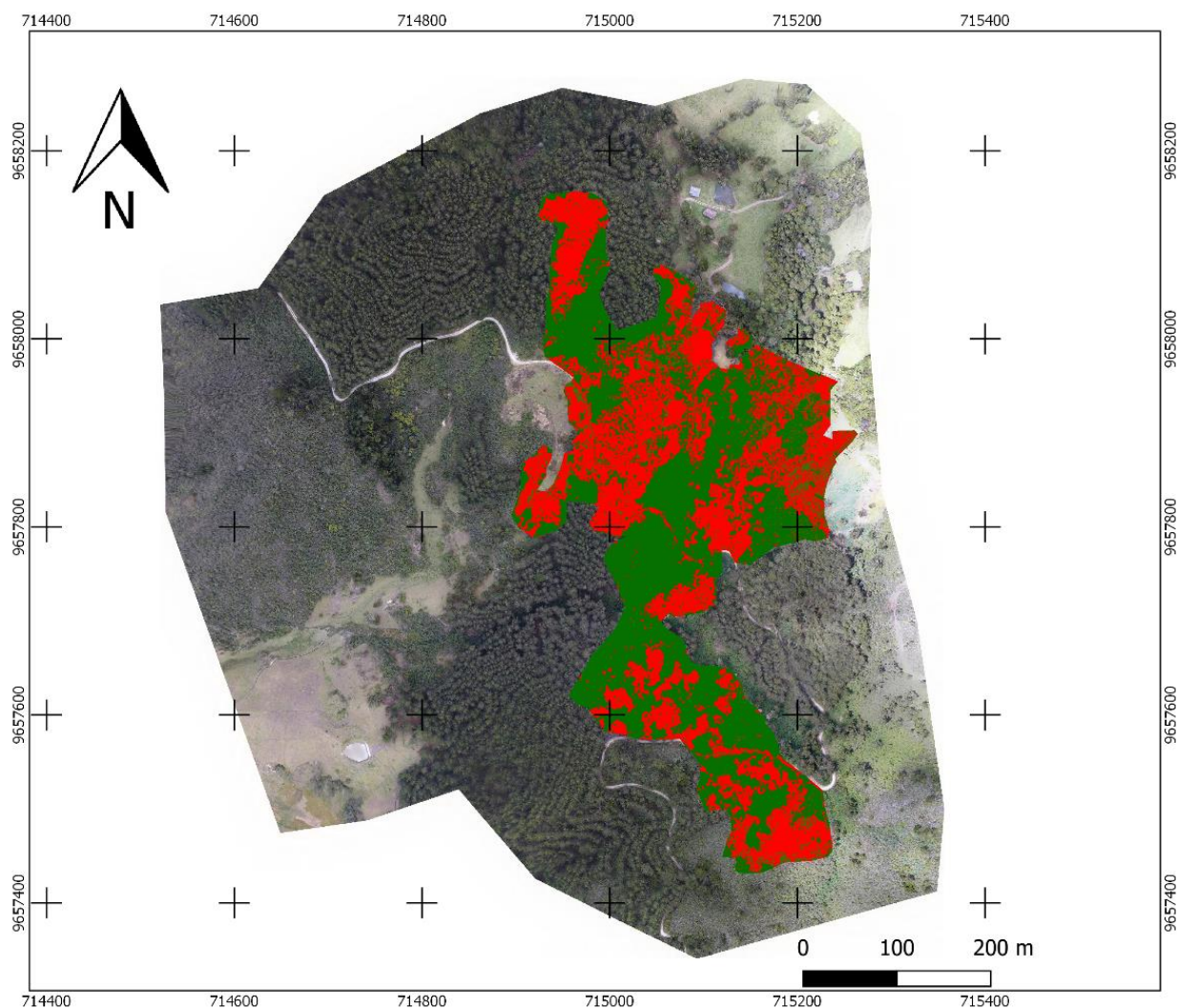


Figura 11. Clasificación supervisada de la zona de estudio Post incendio de la ortofoto.

Fuente: El autor

Con la ayuda de las zonas de entrenamiento y las zonas de validación de las clases de cobertura vegetal encontrada en el área de estudio, se realizó el método de clasificación supervisada máxima verosimilitud, para obtener la matriz de confusión (tabla 17), este método presentó en la ortofoto una buena clasificación, con una precisión de 85,95% y con un índice de clasificación kappa de 0,81 (tabla 18). Como resultado se obtuvo que el porcentaje de área quemada fue de 41,4% correspondiente a 4,94 hectáreas como se detalla en la tabla 19.

Tabla 17. Matriz de confusión de la clasificación post incendio en pixeles de la ortofoto.

MATRIZ DE CONFUSION							
Referencia Clasificación	Bosque (pino)	Vegetación arborescente (chaparro)	Pasto	Área sin cobertura vegetal	Vías	Área quemada	Total
Bosque (pino)	52576141	2110647	4702	0	0	100706	54792196
Vegetación arborescente (chaparro)	4433225	17173959	67978	0	74849	732468	22482479
Pasto	5347686	1214217	12822465	2987	69951	748836	20206142
Área sin cobertura vegetal	0	0	1366049	3098008	0	252718	4716775
Vías	0	96408	73	383032	41930026	496661	42906200
Área quemada	137016	2028250	174823	2537527	9181	9400401	14287198
Total	62494068	22623481	14436090	6021554	42084007	11731790	159390990

Fuente: El autor

Tabla 18. Resultado de la matriz de confusión de la clasificación post incendio: Precisión e Índice Kappa (ortofoto).

Clase	Precisión del productor (%)	Precisión del usuario (%)	Coeficiente Kappa
Bosque	84,12	95,95	0,93
Vegetación arbustiva (chaparro)	75,91	76,38	0,72
Pasto	88,82	63,45	0,59
Área sin cobertura vegetal	51,44	65,68	0,64
Vías	99,63	97,72	0,96
Área quemada	80,12	65,79	0,63
		Precisión total (%) = 85,95	Kappa de la clasificación = 0,81

Fuente: El autor

Tabla 19. Estimación del área ocupada por cobertura en la ortofoto.

Clase	Porcentaje (%)	Área (Ha)
Bosque	57,6	6,73
Vegetación arborescente (chaparro)	0,3	0,01
Pasto	0,1	0,01
Área sin cobertura vegetal	0,2	0,01
Vías	0,4	0,04
Área quemada	41,4	4,94
TOTAL, DE AREA AFECTADA		11,74

Fuente: El autor

En la (tabla 20), se presenta las áreas afectadas con sus niveles de severidad en donde, el área afectada con el nivel de sin quemar fue de 8,38 hectáreas. El área que presenta una quemadura baja es de 2,89 hectáreas, mientras que 1,27 hectáreas presentan una gravedad moderada baja, finalmente 0,13 hectáreas presenta un nivel de severidad de gravedad moderada alta.

La imagen satelital que se utilizó post incendio fue después de un mes de dicho suceso, por lo que, los niveles de severidad del incendio pueden variar con la ortofoto debido a la presencia de la regeneración de la vegetación (Ver figura 12).

Tabla 20. Áreas afectadas, según los niveles de severidad dNBR.

Niveles de severidad	Área afectada (ha)	Porcentaje de área afectada (%)
Sin quemar	8,38	66,07
Quemadura baja	2,89	22,93
Gravedad moderada baja	1,27	10,07
Gravedad moderada alta	0,13	0,93
TOTAL	12,67	100

Fuente: El autor

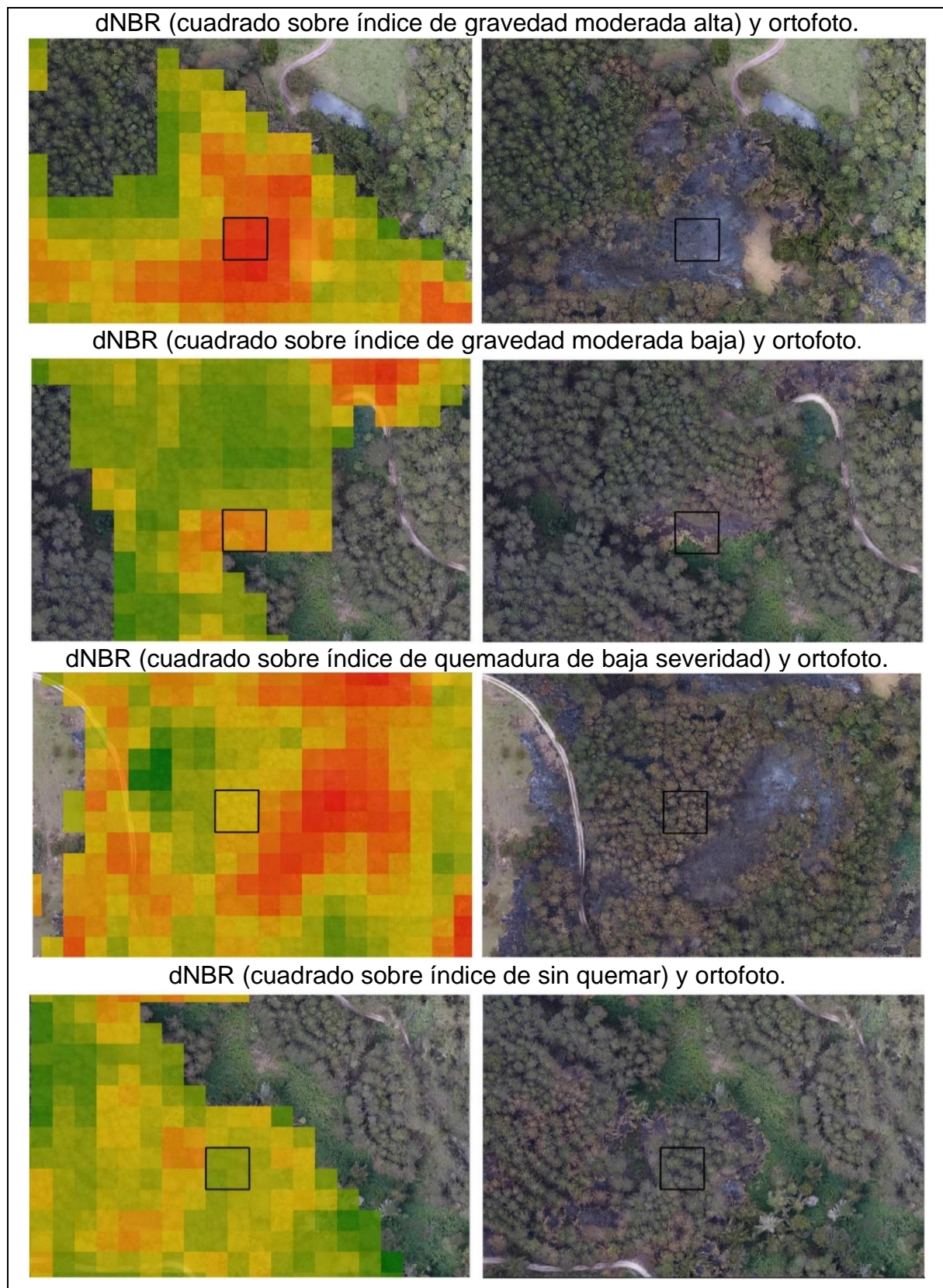


Figura 12. Comparación del dnBR de la imagen satelital Sentinel 2 y ortofoto, mediante fotointerpretación.

Fuente: El autor

6. DISCUSIÓN

Las técnicas de teledetección aplicadas en las imágenes satelitales como Sentinel 2, ofrecen grandes posibilidades para el estudio medio ambiental (Romero, 2006), como el uso de los dos métodos más utilizados en clasificación supervisada, entre máxima verosimilitud y el support vector machines, la segunda clasificación utilizada en las imágenes satelitales Sentinel 2 pre incendio y post incendio presentó una buena clasificación con precisión $>80\%$ y una fuerza de concordancia considerable $>0,7$, al igual que Chen et al., (2016), en su trabajo de mapeo del área forestal quemada, utilizaron varios métodos de clasificación entre ellos, el clasificador de máxima verosimilitud (ML), obteniendo buenos resultados en comparación con otros clasificadores.

Además Colson et al., (2018), demuestran la utilidad de Sentinel en el mapeo y la evaluación de los incendios forestales sobre el área quemada y la gravedad de la quemadura, para lo cual ha utilizado el clasificador Support Vector Machines (SVM), logrando una clasificación de la severidad del incendio más precisa $>90\%$ y con su índice de concordancia casi perfecta $> 0,8$.

(Brown et al., 2018), también evaluaron un incendio forestal con datos de Sentinel 1 & 2 en donde utilizaron los clasificadores Máxima verosimilitud (ML) y support vector machines (SVM), en donde el SVM produjo una área quemada más precisa $>94\%$ y con su índice Kappa casi perfecta, demostrando que el clasificador (SVM) funciona bien en comparación con otros métodos de clasificación.

A más de los métodos de clasificación realizadas en este trabajo sobre un incendio forestal, se aplicaron los índices NDVI y el NBR en donde se encontró una disminución en los valores del índice NDVI, permitieron apreciar cuatro niveles de grado de

severidad. Estos índices fueron utilizados por Guerrero et al., (2017); Chung, Jung, & Kim, (2019), en sus investigaciones sobre la severidad de un incendio con datos Sentinel 2, en donde determinaron que estos metodos son factibles para las imágenes satelitales.

En este estudio, para obtener el NBR de la imagen satelital, se utilizó las bandas 08 y 12, logrando obtener cuatro niveles de severidad gracias a la clasificacion previamente realizada. Resultados similares presentáron Delegido et al., (2018), al usar el índice NBR y el dNBR en imágenes Sentinel 2 para evaluar la severidad de un incendio, en donde encontraron que los resultados son buenos al utilizar las bandas 08 y 12, pero mejora todavía más cuando utilizan las bandas 06 y 05.

Navarro et al.,(2017), analizaron varios índices para calcular la gravedad del incendio, entre ellos los índices NBR y NDVI, en donde se logró apreciar una notable disminución en los valores del índice NDVI. Mediante el Índice de vegetación de diferencia normalizada verde (GNDVI), (Gitelson, Kaufman, & Merzlyak, 1996), argumentó que GNDVI es más sensible a la concentración de clorofila y específicamente útil para diferenciar vegetación estresada y senescente. Ante esto Fernández, Fernández, & Quintano, (2016) utilizaron este índice que ha mostrado mejores resultados, en un estudio realizado con imágenes Sentinel 2. Estos investigadores observaron una reducción del efecto de saturación al reemplazar la banda roja por la banda verde, mientras que los índices NDVI y NBR permitieron una discriminación significativa de cuatro niveles de gravedad de quemaduras, a pesar de que los niveles 0 y 1 fueron difíciles de distinguir, debido al conocido efecto de saturación de NDVI y NBR en la vegetación más densa.

7. CONCLUSIONES

Los métodos de clasificación, máxima verosimilitud y support vector machines, presentaron en las imágenes satelitales Sentinel 2 una buena clasificación, sin embargo el support vector machines presentó una mejor clasificación en comparación con el método de máxima verosimilitud.

Al momento de usar una ortofoto de alta resolución espacial, no es recomendable utilizar una clasificación más aún si esta cuenta con tres bandas, pues no contiene información espectral suficiente, por lo que, es mucho más confiable utilizar fotointerpretación.

A partir de las imágenes clasificadas antes y después del incendio ocurrido en octubre de 2018 en la parroquia Victoria del Portete, sector Irquis, Provincia del Azuay, se logró observar mediante el índice (NDVI), que la actividad fotosintética de la vegetación existente en la zona pre incendio era muy baja, provocando un ambiente adecuado para el origen de un incendio.

Para el estudio de incendios forestales, es importante contar en las imágenes con las bandas en las regiones del rojo, infrarrojo cercano e infrarrojo de onda corta, para lograr obtener los índices como el NDVI y el NBR los cuales son muy utilizados para analizar la severidad de los incendios.

El trabajo realizado ha puesto en conocimiento características y funcionalidades del satélite Sentinel 2, como es; el tipo de resolución espacial y temporal, donde el tiempo de revisita es de cinco días permitiendo obtener imágenes libres de nubes de una zona para el estudio de evaluación de áreas afectadas por un incendio.



El mapeo de la gravedad de la quemadura de un incendio forestal proporciona información la cual ayuda a los técnicos forestales a una mejor visualización de la zona afectada. Por lo cual el estudio realizado con imágenes satelitales Sentinel 2, abre el camino para futuros trabajos en áreas temáticas y servicios, como en zonas forestales y agrícolas.

8. REFERENCIAS BIBLIOGRAFICAS

- Acosta, A. (2017). Elaboración de una clasificación no supervisada y supervisada para generar las coberturas vegetales de una satelital Landsat 7 ETM usando los programas R y PCI geomatics con el fin de comparar los resultados obtenidos. Universidad militar nueva Granada, Bogotá. Recuperado de <https://repository.unimilitar.edu.co/bitstream/handle/10654/17262/AcostaOvalleAndreaPatricia2017.pdf;jsessionid=BD1B297083D5F01A602A20E5AA2BF04E?sequence=5>
- Aguilar, H., Mora, R., & Vargas, C. (2015). Metodología para la corrección atmosférica de imágenes Aster, Rapideye, Spot 2 y Landsat 8 con el módulo Flaash del software ENVI. *Revista Geográfica de América Central*, 2(53). <https://doi.org/10.15359/rgac.2-53.2>
- Aguirre, O. (2015). Manejo forestal en el siglo XXI. *Madera Bosques*, 21, 17–28.
- Barrantes, G., Chaves, H., & Vinuela, M. (2010). Empresas en el Ecuador. Ecuador Recuperado de <http://comafors.org/wp-content/uploads/2010/05/El-Bosque-en-el-Ecuador.pdf>
- Betancourt, G. (2005). Las máquinas de soporte vectorial (SVMs). (27), 67–72. Recuperado de <https://www.redalyc.org/pdf/849/84911698014.pdf>
- Brizuela, B., Aguirre, C., & Velasco, I. (2007). Aplicación de métodos de corrección atmosférica de datos Landsat 5 para análisis multitemporal. Recuperado de <http://www.aet.org.es/congresos/xii/arg27.pdf>
- Brown, A. R., Petropoulos, G. P., & Ferentinis, K. P. (2018). Appraisal of the Sentinel-1 & 2 use in a large-scale wildfire assessment: A case study from Portugal's fires of 2017. *Applied Geography*, 100, 78–89. <https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2018.10.004>
- Carmona, E. (2016). Abstract Support Vector Machine 1 Introducción. (Noviembre), 1–27. Recuperado de https://www.researchgate.net/publication/263817587_Tutorial_sobre_Maquinas_de_Vectores_Soporte_SVM
- Castillo, M. E. S., Garfias, R. S., Julio, G. A., & Gonzalez, L. R. (2012). Análisis de grandes incendios forestales en la vegetación nativa de Chile. *Red de Revistas Científicas de América Latina, El Caribe, España y Portugal*, 37, 796–804. Recuperado de <https://www.researchgate.net/publication/268686161>
- Castro, R. (1999). Información sobre Tierras Agrícolas y Aguas para un Desarrollo Agrícola Sostenible BASES TEÓRICAS Sistema para el Seguimiento y Análisis de Tierras mediante Teledetección Organización de las Naciones Unidas para la Agricultura y la Alimentación. Recuperado de http://biblioteca.inia.cl/medios/transferecia/tallersatelital/bsesteoricasp.remota_rcastro.pdf
- Cerda, J., & Villarroel Del P, L. (2008). Evaluación de la concordancia inter-observador en investigación pediátrica: Coeficiente de Kappa. *Revista Chilena de Pediatría*,

- 79(1), 54–58. <https://doi.org/10.4067/s0370-41062008000100008>
- Chavez, P. S. (1988). An improved dark-object subtraction technique for atmospheric scattering correction of multispectral data. *Remote Sensing of Environment*, 24(3), 459–479. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(88\)90019-3](https://doi.org/10.1016/0034-4257(88)90019-3)
- Chávez, R., García, C., Pérez, L., & Carreño, R. (2013). Uso de vehículos aéreos no tripulados para la caracterización del paisaje sumergido; Bahía Estacahuite. *Xix*, (51), 35–40. Recuperado de <https://www.researchgate.net/publication/315553762>
- Chen, W., Moriya, K., Sakai, T., Koyama, L., & Cao, C. X. (2016). Mapping a burned forest area from Landsat TM data by multiple methods. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, 7(1), 384–402. <https://doi.org/10.1080/19475705.2014.925982>
- Chung, M., Jung, M., & Kim, Y. (2019). Wildfire damage assessment using multi-temporal sentinel-2 data. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences - ISPRS Archives*, 42, 97–102. <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLII-3-W8-97-2019>
- Chuvieco, E. (2008). Teledetección ambiental: la observación de la Tierra desde el espacio. Recuperado de <https://books.google.com.ec/books?id=aKsNXCVtcQC&printsec=frontcover&q=TELEDETECCIÓN+AMBIENTAL.+En+EL.+Chuvieco,+TELEDETECCIÓN+AMBIENTAL&hl=es&sa=X&ved=0ahUKEwi2rv6O7rzjAhWHneAKHdsuBSQQ6AEIKDAA#v=onepage&q=TELEDETECCIÓN+AMBIENTAL>. En EL. Chuvieco%2C TEL
- Colson, D., Petropoulos, G. P., & Ferentinos, K. P. (2018). Exploring the Potential of Sentinels-1 & 2 of the Copernicus Mission in Support of Rapid and Cost-effective Wildfire Assessment. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 73, 262–276. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2018.06.011>
- CONAFOR. (2010). Incendios forestales. Guía práctica para comunicadores. Recuperado de [http://www.conafor.gob.mx:8080/documentos/docs/10/236Guía práctica para comunicadores - Incendios Forestales.pdf](http://www.conafor.gob.mx:8080/documentos/docs/10/236Guía%20práctica%20para%20comunicadores%20-%20Incendios%20Forestales.pdf)
- Congedo, L. (2017). Semi-Automatic Classification Plugin Semi-Automatic Classification Plugin Documentation. 3-206. <https://doi.org/10.13140/RG.2.2.29474.02242/1>
- de la Puente, L. (2017). Las posibilidades de la teledetección para la gestión de los incendios forestales en Cantabria: Recuperación vegetal postfuego a partir de modis. Universidad de Cantabria, España. Recuperado de <https://repositorio.unican.es/xmlui/bitstream/handle/10902/12388/PuenteGarciaLauradela.pdf?sequence=1&isAllowed=y>
- Delegido, J.; Pezzola, A.; Casella, A.; Winschel, C.; Urrego, E.; Jimenez, J.; Soria, G.; Sobrino, J.; Moreno, J. (2018). Estimación del grado de severidad de incendios en el sur de la provincia de Buenos Aires , Argentina , usando Sentinel-2 y su comparación con Landsat-8. 47–60.

<https://doi.org/https://doi.org/10.4995/raet.2018.8934> Estimación

- Drusch, M.; Del Bello, U.; Colin, O.; Fernández, V.; Gascon, F.; Hoersch, B.; Isola, C.; Laberinti, P.; Martimort, P.; Meygret, A., & Spoto, F.; Sy, O.; Marchese, F.; Bargellini, P. (2012). Sentinel - 2: ESA optical high-resolution mission for GMES operational services. In European Space Agency, (Special Publication) ESA SP. Recuperado de https://www.researchgate.net/publication/272907479_Sentinel-2_ESA's_Optical_High-Resolution_Mission_for_GMES_Operational_Services
- ESA. (2019a). Misiones - Sentinel Online. Recuperado Septiembre 28, 2019, de <https://sentinel.esa.int/web/sentinel/missions>
- ESA. (2019b). Overview / Copernicus / Observing the Earth / Our Activities / ESA. Recuperado Septiembre 28, 2019, de http://www.esa.int/Our_Activities/Observing_the_Earth/Copernicus/Overview4
- ESA. (2019c). Sentinel-2 - Misiones - Sentinel Online. Recuperado Julio 24, 2019, de <https://sentinel.esa.int/web/sentinel/missions/sentinel-2>
- Espinoza, G., & Ortiz, O. (2009). Identificación del cilindro nudoso en imágenes tc de trozas podadas de pinus radiata utilizando el clasificador de máxima verosimilitud. Maderas: Ciencia y Tecnología, 11(2), 117–127. <https://doi.org/10.4067/S0718-221X2009000200003>
- FAO. (2010). Evaluación de los recursos forestales mundiales 2010 términos y definiciones. Recuperado de www.fao.org/forestry/es
- FAO. (2018). El estado de los bosques del mundo, las vías forestales hacia el desarrollo sostenible 2018. Recuperado de <http://www.fao.org/publications/es>
- Fernández, A., Fernández, O., & Quintano, C. (2016). SENTINEL-2A red-edge spectral indices suitability for discriminating burn severity. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 50, 170–175. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2016.03.005>
- García, Paula.; Suárez, Susana.; Fernández, José.; Fernández, Víctor.; Fernández, Alfonso.; Quintano, Carmen.; Taboada, Angela.; Marcos, E. ., & Calvo, L. (2019). Evaluation and comparison of Landsat 8, Sentinel-2 and Deimos-1 remote sensing indices for assessing burn severity in Mediterranean fire-prone ecosystems. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 80(Febrero), 137–144. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2019.04.006>
- Gilabert, M., Gonzales, J., & García. (1997). Acerca de los índices de vegetación. (Mayo 2014). Recuperado de https://www.researchgate.net/publication/39195330_Acerca_de_los_indices_de_vegetacion
- Gitelson, A. A., Kaufman, Y. J., & Merzlyak, M. N. (1996). Use of a Green Channel in Remote Sensing of Global Vegetation from EOS- MODIS. Remote Sensing of Environment, 58(3), 289–298. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(96\)00072-7](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(96)00072-7)
- Guerrero, A., Pineda, L., Palà, V., & Corbera, J. (2017). Estudio de Severidad en el

- incendio de Albinyana (Catalunya) a partir de datos SENTINEL-2. *Revista de Teledetección*, 2017(49), 115–121. <https://doi.org/10.4995/raet.2017.7105>
- Hernández, J., & Montaner, D. (2009). Patrones de respuesta espectrales. Recuperado de [http://www.gep.uchile.cl/Publicaciones/Hernández & Montaner 2009 SAF.pdf](http://www.gep.uchile.cl/Publicaciones/Hernández%20&%20Montaner%202009%20SAF.pdf)
- Huang, H., Roy, D. P., Boschetti, L., Zhang, H. K., Yan, L., Kumar, S. S., ... Li, J. (2016). Separability analysis of Sentinel-2A Multi-Spectral Instrument (MSI) data for burned area discrimination. *Remote Sensing*, 8(10). <https://doi.org/10.3390/rs8100873>
- icgc. (2020). Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) . Recuperado May 14, 2020, de <https://www.icgc.cat/Administracio-i-empresa/Descarregues/lmatges-aeries-i-de-satel-lit/NDVI>
- Key, C. H., & Benson, N. C. (2006). LA-1 Landscape Assessment (LA) Sampling and Analysis Methods. Recuperado de https://www.fs.fed.us/rm/pubs/rmrs_gtr164/rmrs_gtr164_13_land_assess.pdf
- Labrador, M., Évora, J., & Arbelo, M. (2012). Satélites de teledetección para la Gestión del Territorio. Recuperado de http://www.gmrca Canarias.com/wp-content/uploads/2016/01/20_catalogo_satelites_es.pdf
- Landis, R., & Koch, G. (1977). The Measurement of Observer Agreement for Categorical Data. *Biometrics*, 33(1), 159. <https://doi.org/10.2307/2529310>
- López, A., Martínez, M., & Fernández, D. (2015). Priorización de áreas de intervención mediante análisis morfométricos e índice de vegetación. *Tecnología y Ciencias Del Agua*, VI(1), 10–15. <https://doi.org/10.1016/j.sleep.2004.10.010>
- Lopez, N., & Muñoz, J. (2017). La producción forestal una actividad con alto potencial en el Ecuador requiere un cambio de visión. *Bosque Latitud Cero*, 7(1), 69–76.
- Luque Ordóñez, J. (2012). Espectro electromagnético y espectro radioeléctrico. Recuperado de https://www.acta.es/medios/articulos/ciencias_y_tecnologia/062017.pdf
- Mancheno, A. (2011). Análisis de los impactos en la calidad del suelo causados por el pino (*Pinus patula*) en comparación con el suelo ocupado por *polylepis* (*Polylepis reticulata*) en el Parque Nacional Cajas. Universidad Politecnica Salesiana, Cuenca. Recuperado de <http://dSPACE.ucuenca.edu.ec/bitstream/123456789/33993/1/Trabajo%20de%20titulacion.pdf>
- Martínez, J., & Fernández, A. (2004). Cambio climático: una visión desde México. México. Recuperado de <https://www.iiES.unam.mx/wp-content/uploads/2016/03/Victor-Jaramillo-Cambio-Climatico-Una-Vision-desde-Mexico-.pdf>

- Mendieta, H. (2017). Influencia de la quema sobre el suelo y la vegetación en un ecosistema pajonal de la microcuenca del río Iquis. Universidad del Azuay. Recuperado de <http://dspace.uazuay.edu.ec/bitstream/datos/7040/1/12988.pdf>
- Mongrovejo, P. (2017). Bosques y cambio climático en Ecuador : el regente forestal como actor clave en la mitigación del cambio climático. Universidad Andina Simón Bolívar. Quito, Ecuador. Recuperado de <http://repositorio.uasb.edu.ec/bitstream/10644/5862/1/T2432-MCCNA-Mogrovejo-Bosques.pdf>
- Murillo, R. (2018). Implementación del método máquinas de soporte vectorial en bases de datos espaciales para análisis de clasificación supervisada en imágenes de sensores remotos. Universidad distrital Francisco José de Caldas, Bogotá. Recuperado de <https://www.semanticscholar.org/paper/Implementaci%C3%B3n-del-m%C3%A9todo-m%C3%A1quinas-de-soporte-en-de-Casta%C3%B1eda-Alejandro/835cbf08f30ab373dba2c73cc8a80985b7e6025f>
- Navarro, G., Caballero, I., Silva, G., Parra, P. C., Vázquez, Á., & Caldeira, R. (2017). Evaluation of forest fire on Madeira Island using Sentinel-2A MSI imagery. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 58, 97–106. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2017.02.003>
- Nieto, A., Navazo, G., & Moreno, G. (2017). Delimitación y análisis del incendio forestal de Sierra de Gata (Cáceres) mediante imágenes de los satélites Landsat 8 y Sentinel 2. 1–12.
- Novillo, M. (2016). Evaluación de las reservas de carbono y nitrógeno a lo largo de un gradiente altitudinal en una área forestal al sur de los Andes ecuatorianos. Recuperado de http://dspace.utpl.edu.ec/bitstream/123456789/14713/1/Novillo_Navarro_Manuel_Geovanny.pdf
- Olaya, V. (2014). Sistema de Información Geográfica.
- Ordoñez, A., & Serna, J. (2015). Análisis superficial y multitemporal de imágenes Landst 7 ETM+ y Landsat 8 OLI TIRS en el proyecto carbonífero la luna entre los años 2001 y 2015. Universidad de Manizales, Colombia. Recuperado de <http://ridum.umanizales.edu.co:8080/xmlui/handle/6789/2523>
- PDOT. (2015). Plan de Desarrollo y Ordenamiento Territorial del cantón Cuenca gobierno autónomo descentralizado municipal del cantón Cuenca contenido general. 750. Recuperado de http://www.cuenca.gob.ec/?q=system/files/PDOT_Completo_2015.pdf
- Pellat, P. (2017). Correcciones atmosféricas relativas de imágenes de satélite: patrones invariantes y modelos atmosféricos Relative atmospheric corrections of satellite images: invariant patterns and atmospheric models. <https://doi.org/10.28940/terra.v36i1.228>
- Pérez, C., & Muñoz, A. (2006). Teledetección : nociones y aplicaciones. Recuperado de

[https://books.google.com.ec/books?id=SfrGxbO1DT0C&pg=PA194&dq=teledeteccion+indices+vegetales&hl=es&sa=X&ved=0ahUKEwjL5Mbl9trjAhVop1kKHaLwAv4Q6AEILTAB#v=onepage&q=teledeteccion indices vegetales&f=false](https://books.google.com.ec/books?id=SfrGxbO1DT0C&pg=PA194&dq=teledeteccion+indices+vegetales&hl=es&sa=X&ved=0ahUKEwjL5Mbl9trjAhVop1kKHaLwAv4Q6AEILTAB#v=onepage&q=teledeteccion+indices+vegetales&f=false)

Pérez, M. E., & García, M. P. (2013). Aplicaciones de la teledetección en degradación de suelos. Boletín de La Asociación de Geógrafos Españoles. <https://doi.org/10.21138/bage.1545>

Petropoulos, G., Kontoes, C., & Keramitsoglou, I. (2012). Land cover mapping with emphasis to burnt area delineation using co-orbital ALI and Landsat TM imagery. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 18(1), 344–355. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2012.02.004>

Plana, E., Font, M., & Serra Marta. (2016). Co-financed by the EU-Union Civil Protection Mechanism. Recuperado de http://efirecom.ctfc.cat/docs/efirecomperiodistes_es.pdf

Potter, C. (2013). Geographic Analysis of Burn Severity for the 2013 California Rim Fire. Natural Resources, 5, 597–606. <https://doi.org/10.4236/nr.2014.511052>

Quillupangui, C. (2019). Determinación del comportamiento espectral de coberturas y usos de la tierra de la subcuenca del río San Pedro. Universidad Central del Ecuador. Recuperado de <http://www.dspace.uce.edu.ec/handle/25000/19802>

Quirós, R., Chinchilla, O., & Gómez, M. (2005). Rendimiento en aserrío y procesamiento primario de madera proveniente de plantaciones forestales. Agronomía Costarricense, 29 (2), 7-15. Recuperado de <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=436/43629201>

Romero, F. S. (2006). La Teledetección satelital y los sistemas de protección ambiental. Revista AquaTIC, 24, 13–41. Recuperado de <http://www.revistaaquatic.com/aquatic/art.asp?t=p&c=196>

Rouse, J., Haas, R., Schell, J., & Deering, D. (1973). Monitoring the vernal advancement and retrogradation (green wave effect of natural vegetation). Recuperado de <https://ntrs.nasa.gov/search.jsp?R=19730017588>

Rubio, J., Vega, M., Lavado, F., & Villar, M. (2018). Teledetección y agricultura de precisión aplicadas al olivar tradicional. (May). <https://doi.org/10.13140/RG.2.2.22911.30882>

Secretaría de Gestión de Riesgos. (2018). Informe de situación - Incendios Forestales a nivel nacional 2018. Recuperado de <https://www.gestionderiesgos.gob.ec/wp-content/uploads/2018/10/SITREP-5-Informe-de-Situación-SGR-2018-031008.pdf>

Secretaría de Gestión de Riesgos. (2017). Informe de Situación - Incendios Forestales. Recuperado de https://www.gestionderiesgos.gob.ec/wp-content/uploads/downloads/2017/12/Informe-de-Situación_INF_15122017_15h15.pdf

Secretaría de Gestión de Riesgos. (2018). Incendios forestales en las zonas rurales



de Azuay. Recuperado de <https://www.gestionderiesgos.gob.ec/incendios-forestales-en-las-zonas-rurales-de-azuay/>

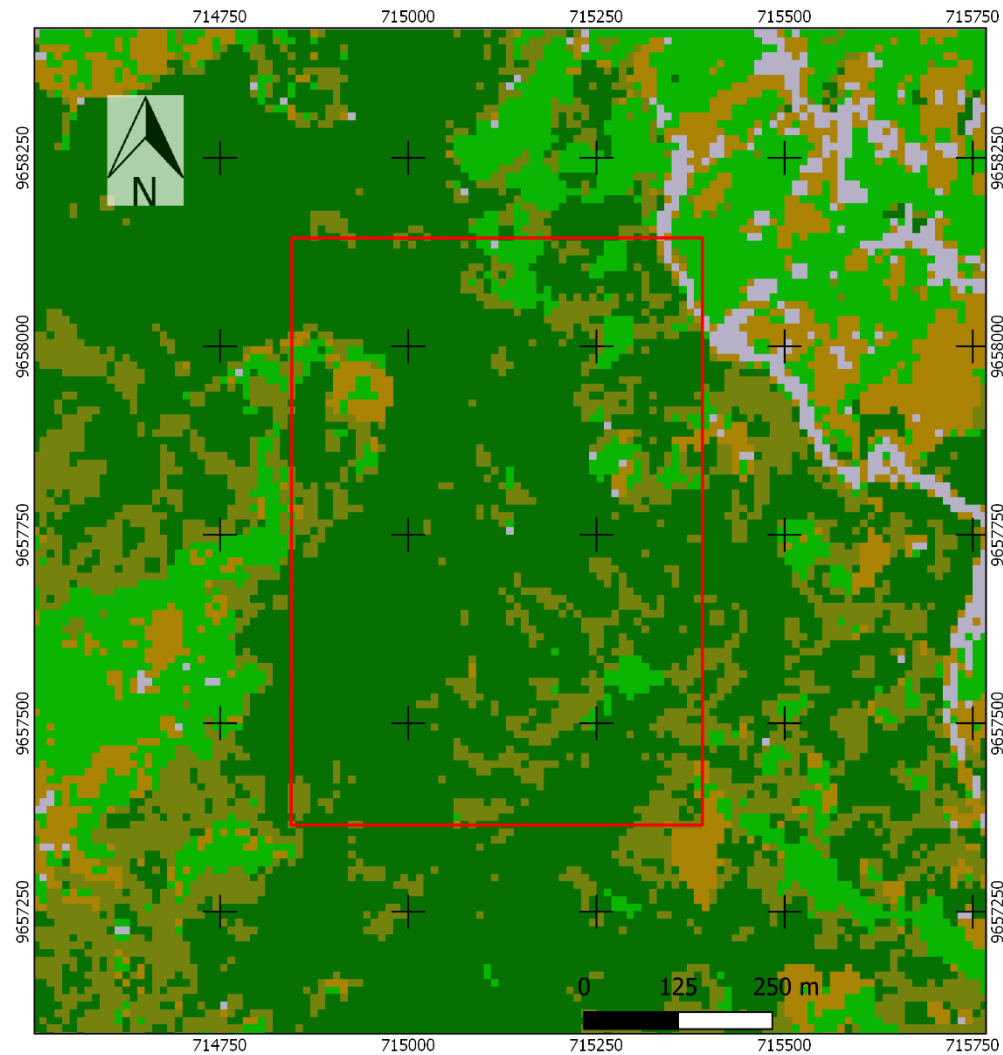
Sobrino, J. A. (2000). Teledetección. Recuperado de <https://books.google.com.ec/books?id=Yb6xIldfoT0C&printsec=frontcover&dq=sobrin+teledeteccion&hl=es&sa=X&ved=0ahUKEwjW7YmW5svjAhXQ1FkKHY95D98Q6AEIKDAA#v=onepage&q=sobrino+teledeteccion&f=false>

Tenesaca, C., Quindi, T., Delgado, G., Toledo, E., & Delgado, O. (2017). Planificación territorial y hábitat. 23–37. Recuperado de <http://universidadverdad.uazuay.edu.ec/issue/view/6/b>

UNOOSA. (2020). Paso a Paso: Mapeo de Severidad de Incendios Forestales | UN-SPIDER Knowledge Portal. Recuperado Abril 13, 2020, de <http://www.un-spider.org/asesoria/practicas-recomendadas/practica-recomendada-mapeo-gravedad-quemaduras/paso-a-paso>

9. ANEXOS


Anexo 1. Mapa de clasificación supervisada pre incendio de la imagen satelital Sentinel 2 (19 de octubre de 2018).



MAPA DE CLASIFICACIÓN
SUPERVISADA PRE INCENDIO
19 de Octubre de 2018


SISTEMA DE COORDENADAS
PROYECTADA WGS84/UTM 17S

LEYENDA


 area de estudio

Clasificación

 Bosque pino

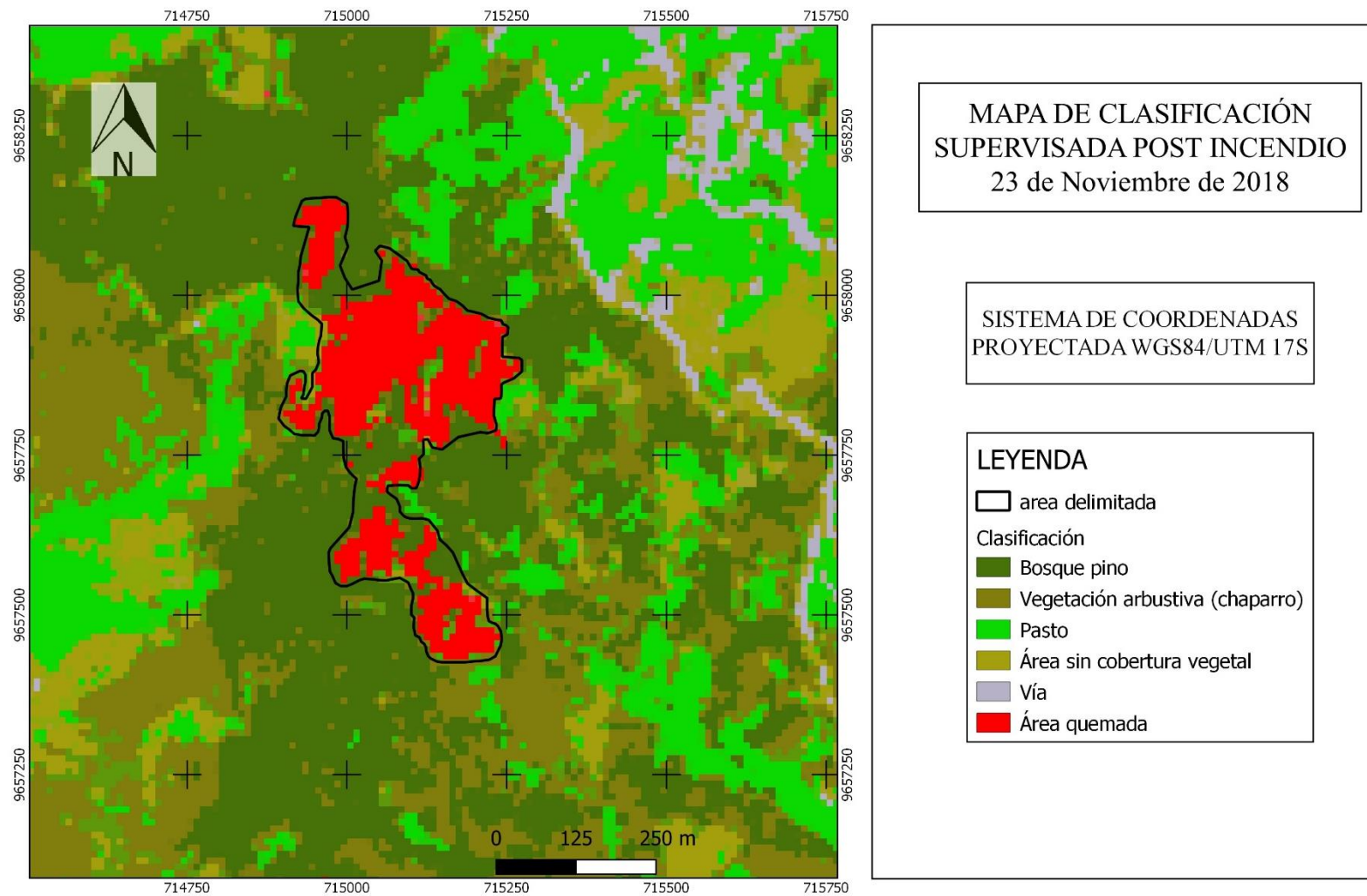
 Vegetación arbustiva (chaparro)

 Pasto

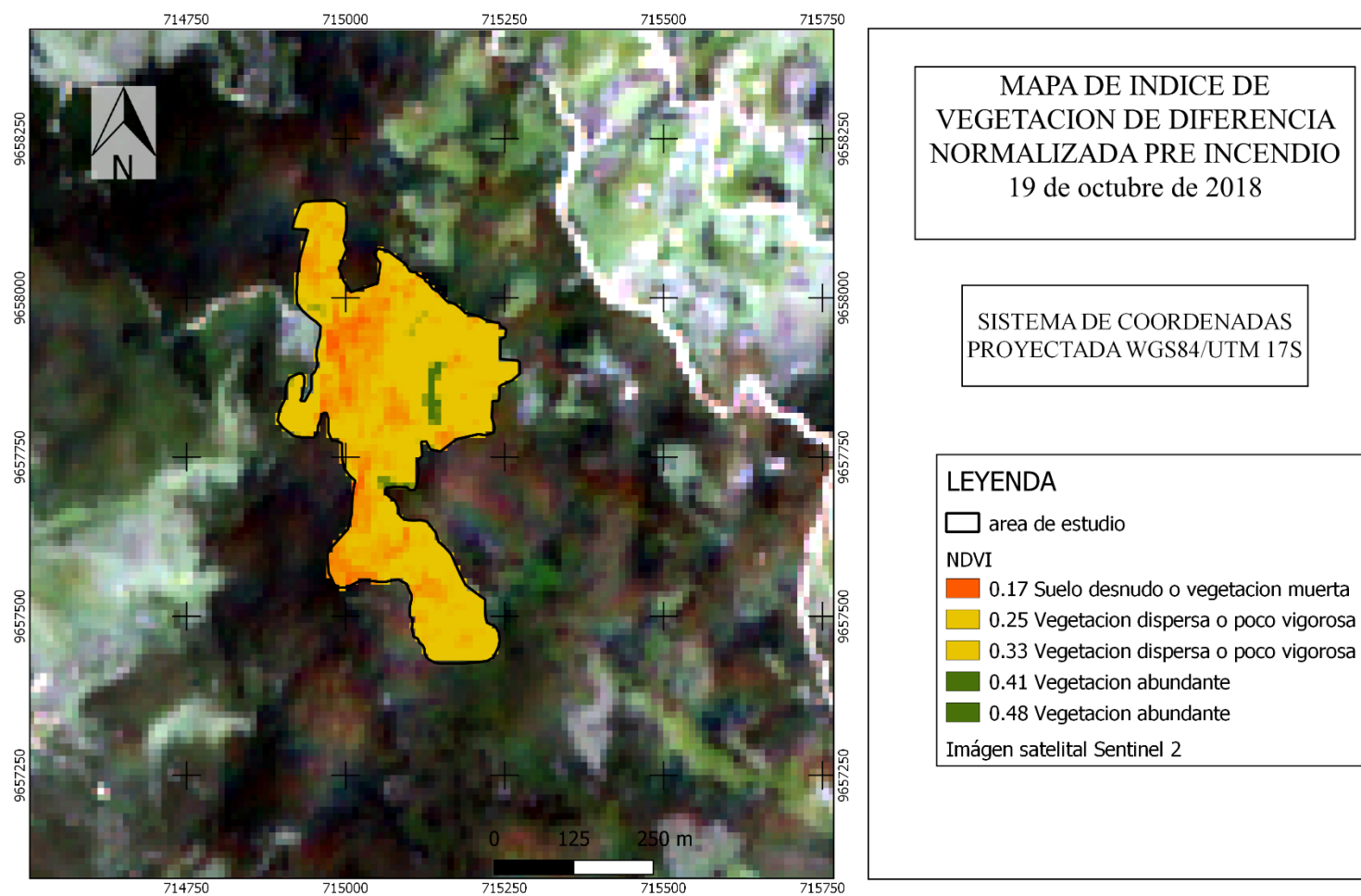
 área sin cobertura

 Vía

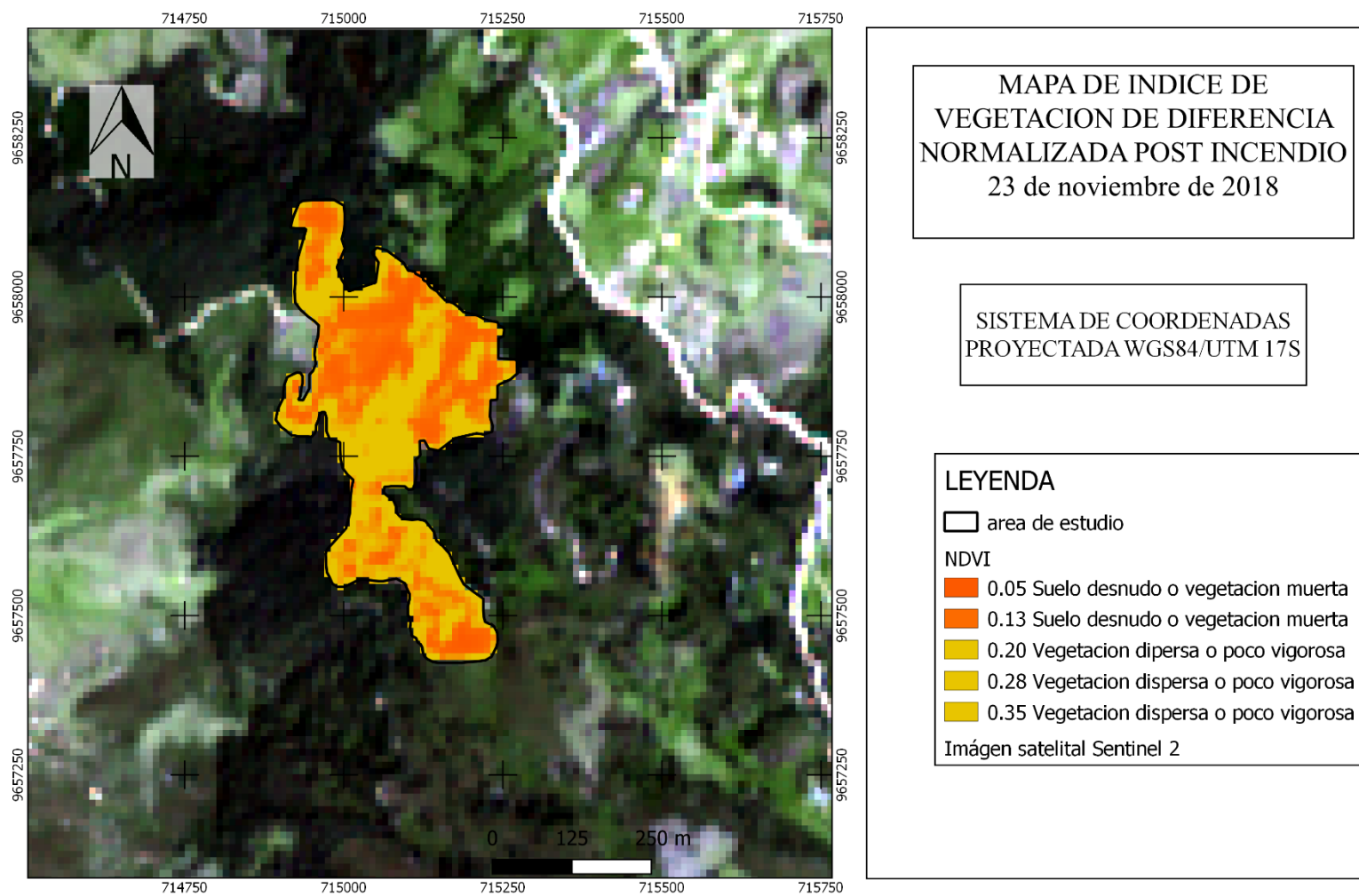
Anexo 2. Mapa de clasificación supervisada post incendio de la imagen satelital Sentinel 2 (23 de noviembre de 2018).



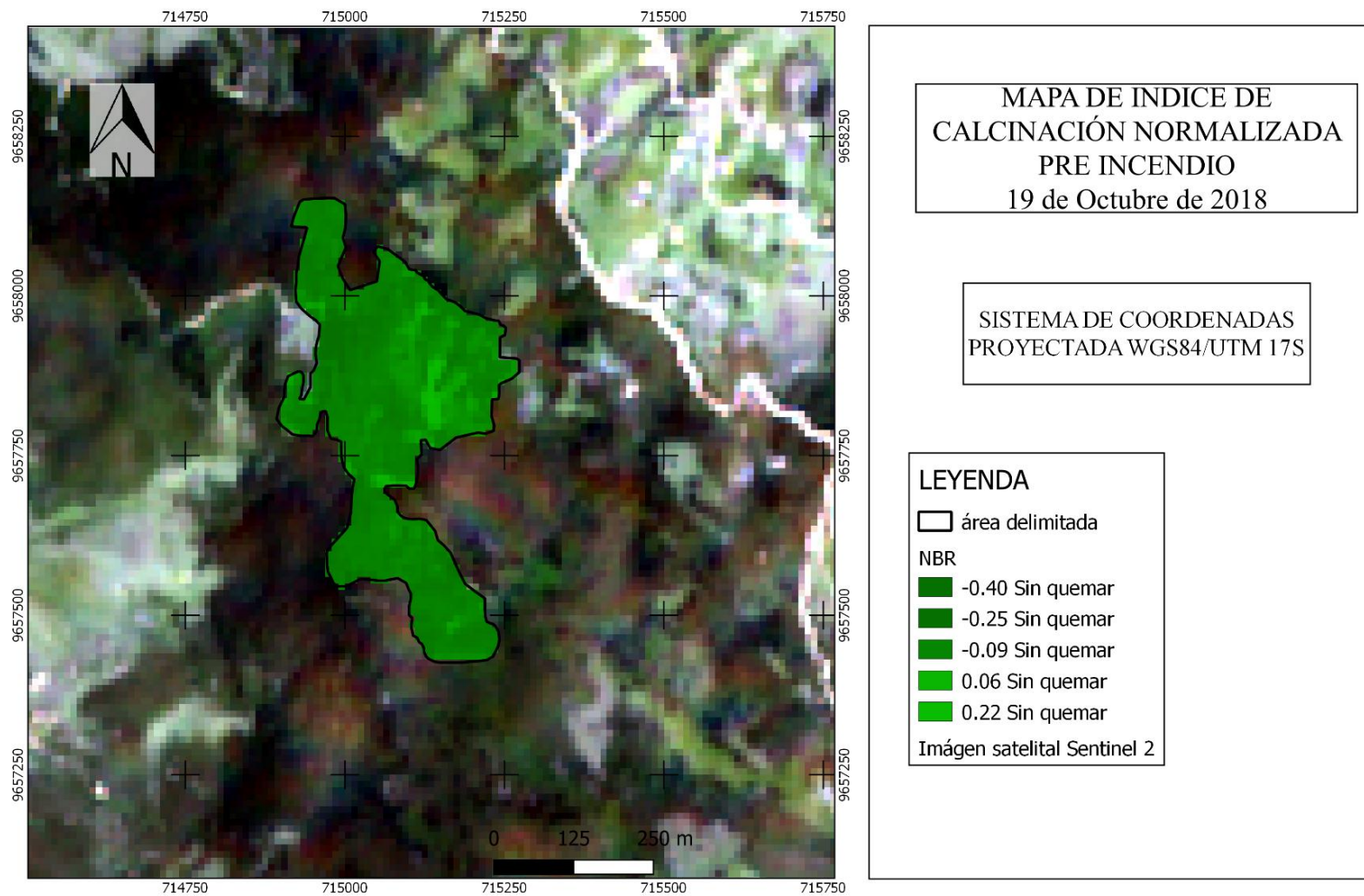
Anexo 3. Mapa de Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI), pre incendio de la imagen satelital Sentinel 2 (19 de octubre de 2018).



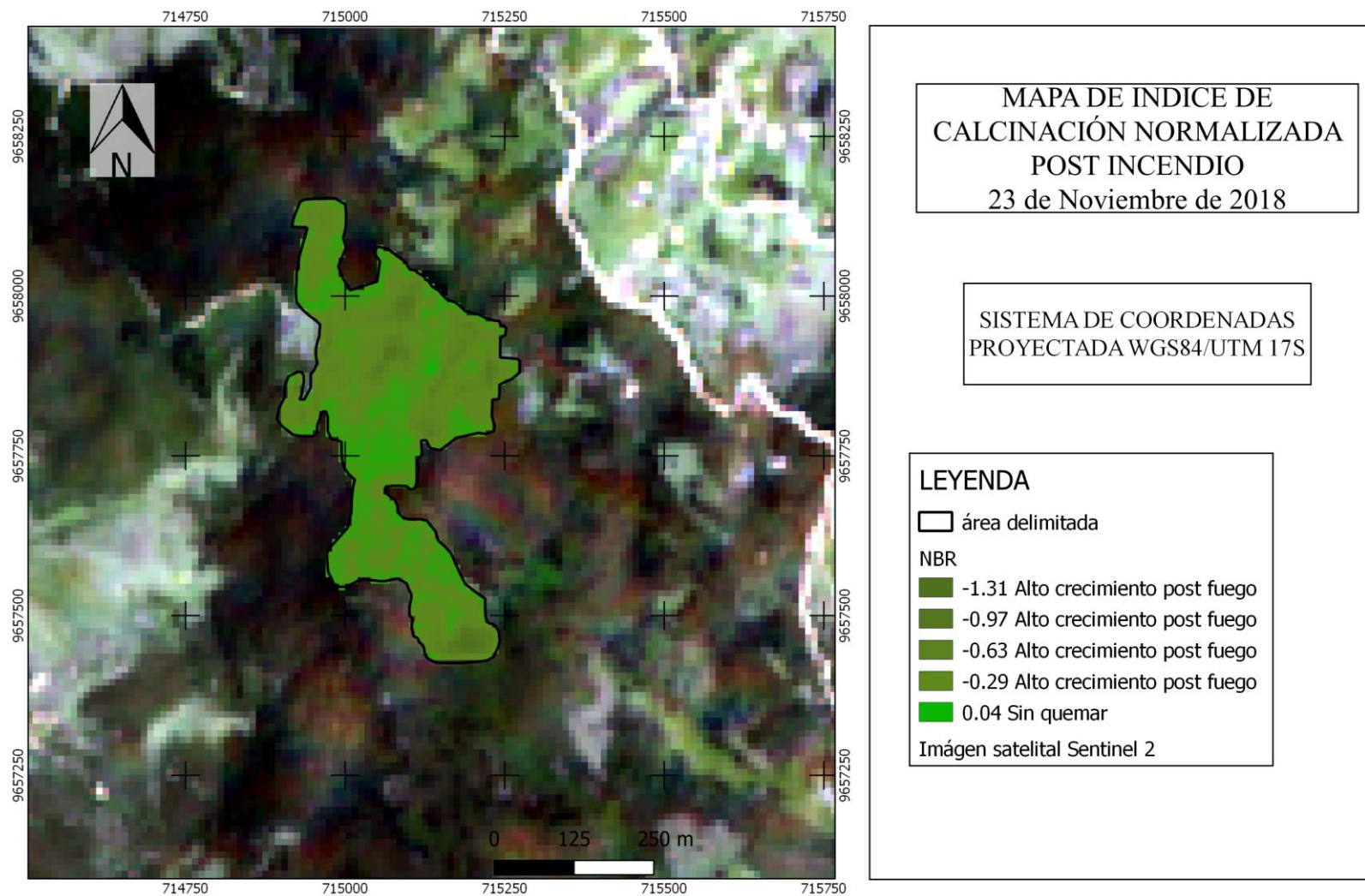
Anexo 4. Mapa de Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI), post incendio de la imagen satelital Sentinel 2 (23 de noviembre del 2018).



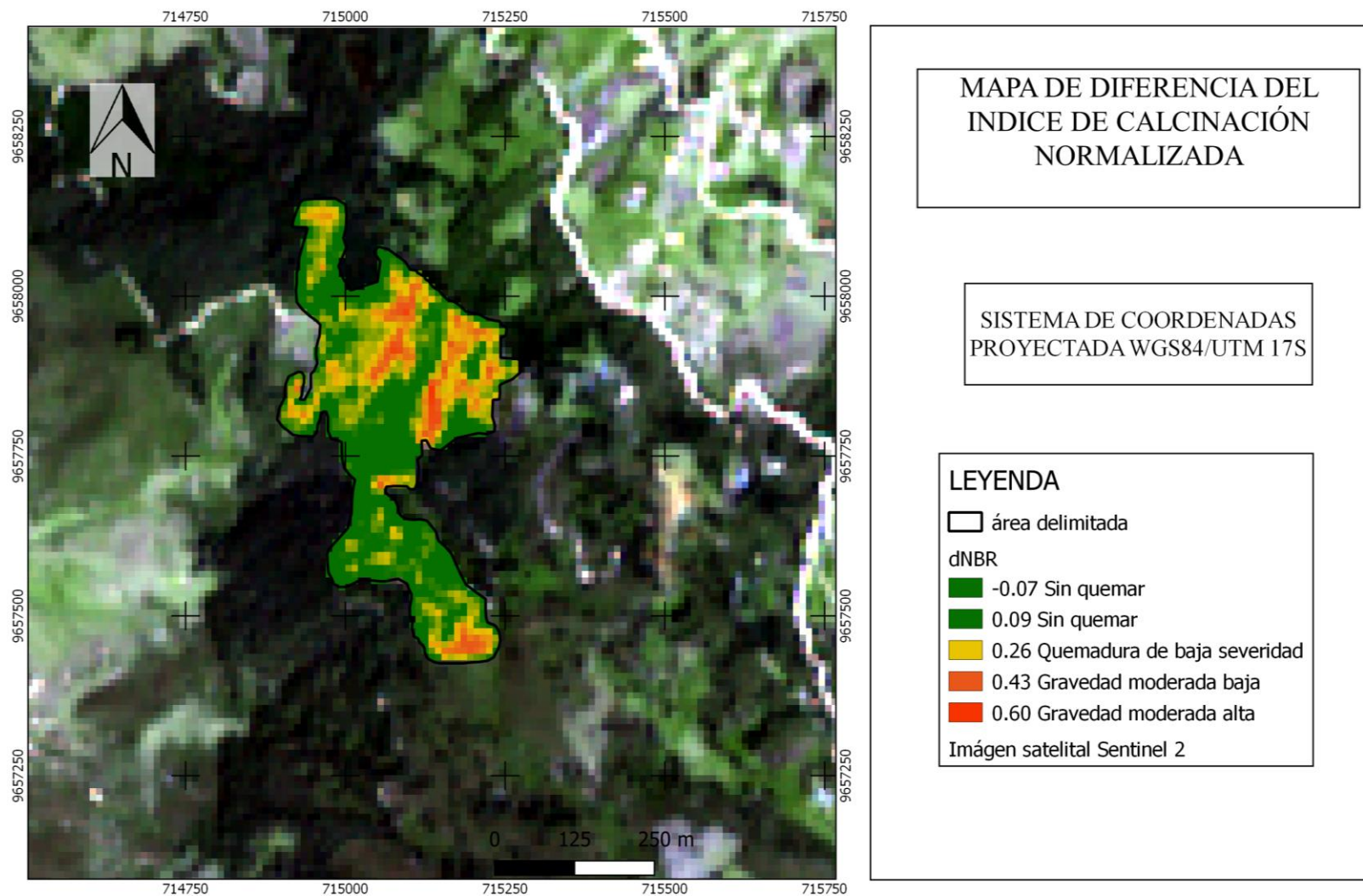
Anexo 5. Mapa de Índice Normalizada de área quemada (NBR) pre incendio de la imagen satelital Sentinel 2 (19 de octubre del 2018).



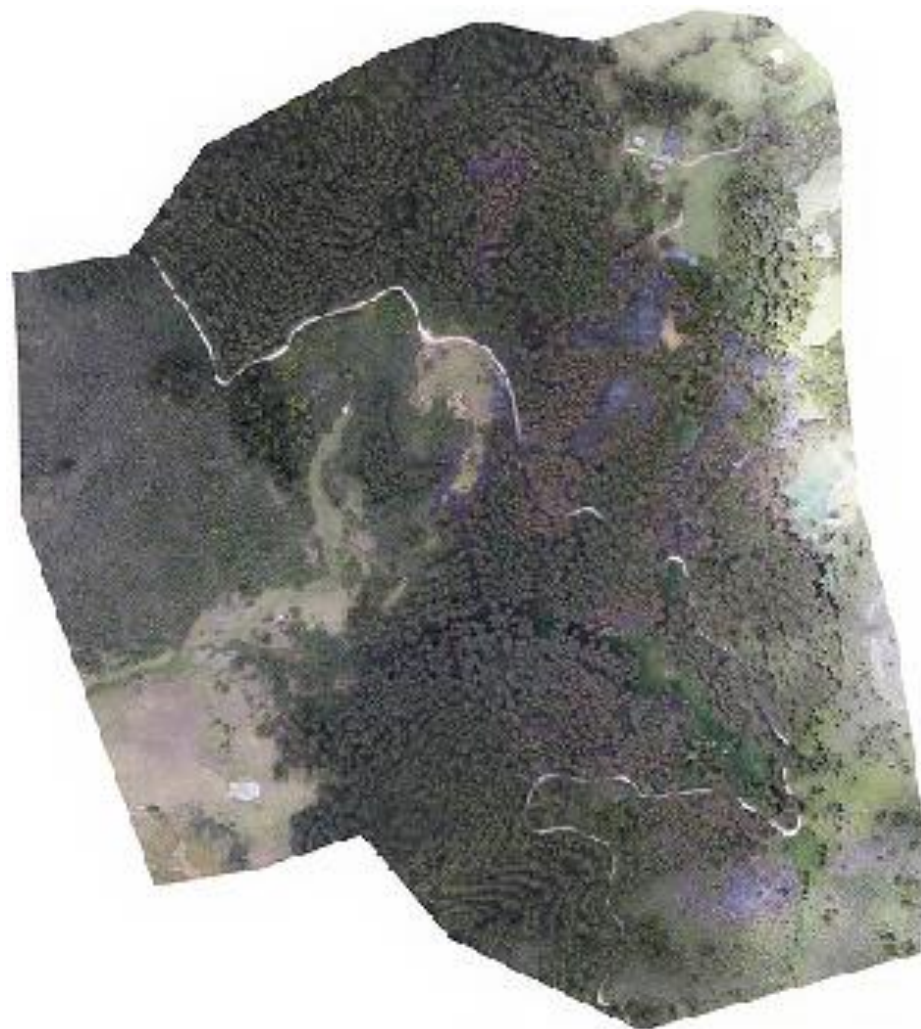
Anexo 6. Mapa de Índice Normalizada de área quemada (NBR) post incendio de la imagen satelital Sentinel 2 (23 de noviembre del 2018).



Anexo 7. Mapa de diferencia del Índice Normalizada de área quemada (dNBR).



Anexo 8. Ortofoto generada post incendio (09 de noviembre de 2018).



Anexo 9. Licencia temporal del software ENVI 5.5.2.



Software	Activation Code	Quantity	Maintenance Date or Term/Temporary License Expire Date
ENVI+IDL 5.5 Evaluation	6664-569B-64DE-28F9	1	12/20/2019